

文章编号:0559-9342(2008)08-0014-03

# 改进粒子群算法在新安江模型参数 优选中的应用

王问宇,袁鹏,邵骏,李秀峰,吕琳莉

(四川大学水利水电学院,四川成都610065)

**关键词:**参数优化;新安江降雨径流模型;粒子群算法;收缩因子**摘要:**粒子群优化算法的原理较易理解,所需参数较少而易于实现,但在具体问题中仍存在如收敛性不稳定等不足。基于收缩因子改进的粒子群算法可以保证算法的收敛性,同时使得速度的限制放松。结合新安江模型参数的特点,将其应用于该模型参数的率定,并编程实现检验分析。实例应用结果表明,该优化算法可得到较为稳定的模型参数,提高模型在洪水预报中的效率。

## Application of Improved Particle Swarm Algorithm to the Parameter Selection Optimization of Xin'anjiang Model

Wang Wenyu, Yuan Peng, Shao Jun, Li Xiufeng, Lv Linli

(College of Water Resource &amp; Hydropower Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065)

**Key Words:** parameter optimization; Xin'anjiang rainfall-runoff model; particle swarm algorithm; constriction factor**Abstract:** The principles of particle swarm optimization is easy to comprehend and its required parameters are less and easy to be realized. But there are still several disadvantages such as the constringency of algorithm is unstable under some conditions in its idiographic application. The improved particle swarm algorithm based on constriction factors can guarantee the constringency of the algorithm, while the restriction of velocity can be released. In this paper, such improved particle swarm algorithm is used for parameter calibration of Xin'anjiang rainfall-runoff model, in combination with the parameter characteristics of the Xin'anjiang model. Furthermore, the algorithm is executed in computer language for testing and analysis. The calculation results showed that this algorithm could attain parameters more steady for model and the efficiency of flood forecasting could be enhanced.

中图分类号:P339

文献标识码:A

## 0 引言

粒子群算法(PSO)是近年新兴的一种优化算法,它通过个体之间的协作与竞争来实现复杂空间中最优解的搜索,目前发展较快,应用较广,并且出现了一些改进算法。基于收缩因子改进的粒子群算法(cfPSO)就是其中的一种,它同基本粒子群算法(PSO)一样首先在可行解空间中随机初始化一群粒子,每个粒子都是目标函数可行解空间里的一个解,并由目标函数为之确定一个适应值。每个粒子在解空间里运动,并由一个速度决定其方向和距离,通常粒子将追随当前的最优粒子,并经迭代搜索最后得到最优解<sup>[1]</sup>。但cfPSO通过引进收缩因子 $x$ 来限制粒子运动速度,放松对粒子速度的限制,从而使算法更易更快收敛。新安江模型是一种具有分散性参数的概念性降雨径流水文流域模型,同其他概念性流域

水文模型一样,参数的优选对模型起着至关重要的作用。目前对新安江模型参数优选方法已有较多研究,如单纯形法<sup>[2]</sup>、模式搜索法、遗传算法(GA)<sup>[3]</sup>等。本文将基于收缩因子改进的粒子群算法(cfPSO)用于新安江模型参数优选,并尝试将其应用于实际流域的洪水预报。

## 1 数学模型的建立

### 1.1 新安江模型及参数

三水源新安江模型由河海大学赵人俊教授于20世纪80年代初提出,它把全流域分成若干单元流域,对各单元流域

收稿日期:2008-01-21;修回日期:2008-03-25

作者简介:王问宇(1983—),男,四川眉山人,硕士研究生,主要从事水文水资源研究。

分别进行产汇流计算,得出各单元流域的出口流量过程,再将出口以下的河道洪水演算至流域出口断面,把同时刻的流量相加即得流域出口断面流量过程。本文的三水源新安江模型蒸发采用三层蒸发模式;产流成分分三种:地面径流、壤中流、地下径流;产流方式为蓄满产流;汇流采用赵人俊教授的河网汇流时变单位线。模型参数有14个<sup>[4]</sup>,参数说明见表1。

表1 三水源新安江模型参数

参数	参数说明	参数值域
K	蒸散发折算系统	0.1~1.0
C	深层蒸散发系数	0.01~0.02
B	透水面积上蓄水容量曲线的方次	0.2~0.5
EX	自由水蓄水容量曲线的方次	1.0~1.5
KG	自由水水库补充地下径流的出流系数	0~0.7
KSS	自由水水库补充壤中流的出流系数	0~0.7
IMP	不透水面积占全流域面积之比	0~0.05
KKG	地下径流消退系数	0.3~0.9
KKSS	壤中流消退系数	0.3~0.9
SM	自由水水库蓄水容量	5~50
Cr	反映流域河槽特性的系数	0.02~0.03
UM	上层含水容量	5~20
LM	下层含水容量	60~90
DM	深土层含水容量	0~60

其中约束条件有:  $KG+KSS=0.7$ ;  $UM+LM=100$ ;  $WM=UM+LM+DM$ 。

## 1.2 目标函数与约束条件

目标函数用来评价实测流量过程与预报流量过程的拟合程度,不同目标函数对水文过程评价的侧重点不同。目标函数的选取对参数优选结果至关重要。通常采用的目标函数有:预报最大流量与实测最大流量的相对误差、总体水量误差、预报流量过程与实测流量过程的均方差、预报流量过程与实测流量过程的相对误差绝对值的平均值等。本文综合考虑实测与预报最大流量的相对误差、总体水量误差和预报与实测流量过程的相对误差绝对值的平均值,并给三者以权重。权重的选取决定于水文过程的侧重点,本文给三者以相同权重,即权重都为1/3。选用的目标函数

$$f = \frac{1}{3} \frac{|(Q_{\max} - Q_{\max})|}{Q_{\max}} + \frac{1}{3} \frac{|\sum_1^n Q_i - \sum_1^n Q_{\alpha}|}{\sum_1^n Q_{\alpha}} + \frac{1}{3} \sum_1^n \frac{|(Q_i - Q_{\alpha})|}{Q_{\alpha}} \quad (1)$$

式中,  $Q_{\max}$  和  $Q_{\max}$  分别为预报和实测的最大洪峰流量;  $Q_i$  和  $Q_{\alpha}$  分别为预报和实测流量系列;  $N$  为系列时段数。

本文采用合格率作为模型精度评定的度量指标,合格率计算方法为预报流量合格点占全部点次的百分比,其中合格点指预报流量与实测流量的相对误差小于20%的点。当合格率  $\geq 85\%$  时,精度等级为甲等;  $70\% \leq$  合格率  $< 84\%$  时,精度等级为乙等;  $60\% \leq$  合格率  $< 70\%$  时,精度等级为丙等<sup>[9]</sup>。

## 2 数学模型求解

### 2.1 粒子群算法(PSO)

粒子群算法(PSO)数学描述为:设在一个  $n$  维空间中,目标函数为  $F(X)$ ,由  $m$  个粒子组成一个种群,记为  $X\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$ ,其中第  $i$  个粒子的位置为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$ ,其速度为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})^T$ ,其个体极值为  $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})^T$ ,整个种群的全局极值为  $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn})^T$ 。粒子按照式(2)和式(3)来改变自身速度和位置<sup>[7]</sup>

$$V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + c_1 r_1 (P_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (P_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (2)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (3)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, m$ ;  $d=1, 2, \dots, n$ ;  $m$  为种群规模;  $t$  为当前进化代数;  $r_1, r_2$  为均匀分布于  $[0, 1]$  之间随机数;  $c_1, c_2$  为学习因子或加速常数 ( $c_1 > 0, c_2 > 0$ )。此外,为了粒子的速度不致太大,可设置粒子速度上下限  $[-V_{\max}, V_{\max}]$ ,当  $V_{id} > V_{\max}$  时,  $V_{id} = V_{\max}$ ; 当  $V_{id} < -V_{\max}$  时,  $V_{id} = -V_{\max}$ 。

### 2.2 改进粒子群算法(cfPSO)

Clerc 建议采用收缩因子改进粒子群算法以保证它收敛,提高算法性能,故引进收缩因子  $\chi$  将原粒子群算法公式改写为式(4)~(6)<sup>[8]</sup>

$$V_{id}(t+1) = \chi (V_{id}(t) + c_1 r_1 (P_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (P_{gd}(t) - x_{id}(t))) \quad (4)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (5)$$

$$\chi = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad \varphi = c_1 + c_2, \varphi > 4 \quad (6)$$

在使用 Clerc 的收缩因子时,通常取  $\varphi=4.1$ ,即  $\chi=0.729$ 。

### 2.3 求解步骤

(1)初始化。首先设定学习因子  $c_1, c_2$ ,最大进化代数  $T$ ,设置当前进化代数  $t=1$ ,并由  $c_1, c_2$  依式(6)计算出收缩因子  $\chi$  的值;然后在定义空间中随机产生  $m$  个粒子  $x_1, x_2, \dots, x_m$ ,形成种群矩阵  $X(t)$ ;并随机产生各粒子的初始进化速度  $V_1, V_2, \dots, V_m$ ,形成位移变化矩阵  $V(t)$ ;最后设定单个粒子的速度上下限  $[-V_{\max}, V_{\max}]$ 。

(2)评价种群。将每个粒子分别代入目标函数  $F(X)$ ,并计算出各自的适应值  $f_i$ ,其中  $i=1, 2, \dots, m$ 。

(3)比较各个粒子的当前适应值与自身历史最优适应值,如果当前适应值优于自身历史最优适应值,则置当前适应值为自身历史最优适应值。

(4)比较各个粒子的当前适应值与该种群的全局最优适应值,如果某粒子的当前适应值优于该种群的全局最优适应值,则置该粒子当前适应值为该种群的全局最优适应值。

(5)按上文式(4)和式(5)更新各个粒子速度和位置,产生新种群  $X(t+1)$ 。

(6)检查评价价值是否达到给定精度,若已达到或进化代数达到  $T$ ,结束循环,否则转到步骤(2)。

## 3 实例验证

明光河位于云南瑞丽江上游,该河东营站以上集水面积  $833 \text{ km}^2$ ,具有多年实测洪水资料。本文选用该站 1965~1974年10年的实测流量资料用于模型参数的优选和检验。其中,选用

该站 1965~1972 年 8 年的实测流量资料用于新安江模型参数的优选;并选用 1973~1974 年 2 年的实测流量资料用于检验。

为了验证改进粒子群算法的性能,用基本粒子群算法(PSO)和改进粒子群算法(cfPSO)进行对比测试。测试使用 P4-2.4G PC 机,内存 512M,WindowsXP 操作系统。优选程序分改进的粒子群算法(cfPSO)和基本粒子群算法(PSO)两种。其前台采用 Delphi 编写,后台采用 SQL2000 数据库编写,两种粒子群算法的  $c_1$  取值均为 2.5,  $c_2$  取值为 1.6,由式(6)式得改进粒子群算法(cfPSO)收缩因子  $\chi$  值为 0.729;并设定基本粒子群算法(PSO)单个粒子各元素的最大进化速度为其值域区间长度的 1%,最小进化速度为其相反数;设定改进粒子群算法(cfPSO)单个粒子各元素的最大进化速度为其值域区间长度的 5%,最小进化速度为其相反数。当两种粒子群算法的优选粒子个数分别采用 30、50、70 个,其相应最大迭代次数设定为 2 000、1 000、1 200 时三种方式的目标函数值(适应值)趋于稳定,基本相等。现将上面三种方式得到的适应值按顺序编为  $f_{30,2000}$ 、 $f_{50,1000}$ 、 $f_{70,1200}$ ,具体情况见表 2。

表 2 粒子群算法及其改进算法得到的适应值

采用方法	适应值 $f_{30,2000}$	适应值 $f_{50,1000}$	适应值 $f_{70,1200}$
cfPSO	0.024 62	0.024 60	0.024 60
PSO	0.024 73	0.024 64	0.024 60

由表 2 可以看出,用收缩因子改进后的粒子群算法比基本粒子群算法速度限制要小些,收敛的速度要快些,且两种方法在使用 70 个粒子,迭代 1 200 次时适应值均趋于稳定。

模型的最终参数取值为改进粒子群算法(cfPSO)采用 70 个粒子,迭代 1 200 次,分别计算 10 次取平均值所得,具体参数数值见表 3。

表 3 新安江模型参数优选结果

参数	取值	参数	取值	参数	取值
K	0.95	KG	0.57	Cr	0.028
C	0.14	KSS	0.13	UM	18
B	0.3	KKG	0.996	LM	82
EX	1.4	KKSS	0.74	DM	20
IMP	0.03	SM	35		

用明光河东营站 1973 年和 1974 年中两年实测流量资料对表 3 中的“参数取值”进行检验,检验结果精度见表 4。为便于分析,只从中分别摘取 19730530 和 19740710 两场洪水进行分析。两场检验洪水在主峰和退水段拟合较好,峰后退水段稍差,总体能够符合预报精度的要求(见图 1,图 2)。

表 4 检验结果

检验年份	合格率/%	精度等级
1973	85	甲等
1974	92	甲等

#### 4 结 语

本文采用收缩因子改进的粒子群算法(cfPSO)是一种基

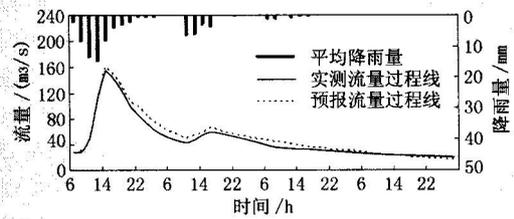


图 1 19730530 实测与预报流量过程对比

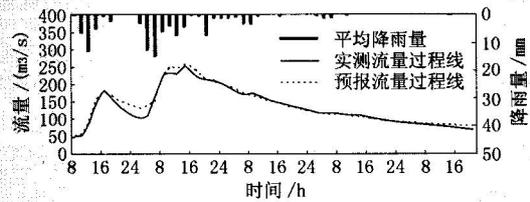


图 2 19740710 实测与预报流量过程对比

于迭代的优化算法,系统随机产生一组初始种群,通过特定方式不断迭代寻找最优解。该方法过程简单,容易理解且较易实现,相对于基本粒子群算法更易更快收敛,对于流域代表性较好的实测洪水资料能够优选出较可靠的参数。实例研究表明:①初始种群规模不宜太小或太大,若太小则粒子群算法多样性不足,容易陷入局部极值;太大则计算量增大,耗时增加。建议在运用该方法时尽量优化程序结构,以减少运算时间。②最大迭代次数并不是越大越好,一定的种群规模在一定的迭代次数时目标函数值往往趋于稳定,变化很小。③目标函数权重取值对优选结果很重要,若给最大洪峰相对误差和总水量相对误差以较大权重,则洪峰主峰拟合度很好,如本文检验期摘出的两场洪水。应用时可根据实际情况分配权重,可望取得好的成果。

相信经过不断的改进完善及检验,基于收缩因子改进的粒子群算法(cfPSO)能够成为新安江模型参数优选的实用方法并应用于实际流域的洪水预报。

#### 参考文献:

- [1] Eberhart RC, Kennedy J.A. New Optimizer Using Particle Swarm Theory. Proc[J]. Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, 1995,3:39-43.
- [2] 李致家,周铁,哈布,哈奇.新安江模型参数全局优化研究[J].河海大学学报(自然科学版),2004,32(4):376-379.
- [3] 陆佳华,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):50-56.
- [4] 缪韧.流域水文模型与实时预报[M].成都:四川大学水利水电学院,2005.
- [5] 林三益.水文预报(第二版)[M].北京:中国水利水电出版社,2001.
- [6] 赵人俊,王佩兰,胡凤彬.新安江模型结构及参数与自然地理条件的关系[J].河海大学学报(自然科学版),1992,20(1):52-59.
- [7] 张丽平.粒子群优化算法的理论与实践[D].杭州:浙江大学,2005.
- [8] 方峻.粒子群算法及应用研究[D].成都:电子科技大学,2006.