

# 混沌差分算法在确定河流水质模型参数中的应用

王久杰<sup>a</sup>, 常安定<sup>a</sup>, 郭建青<sup>b</sup>, 王静云<sup>a</sup>

(长安大学 a. 理学院; b. 环境科学与工程学院, 陕西 西安 710051)

**摘要:** 将混沌寻优思想引入到差分优化算法形成混沌差分算法, 并将其应用于确定河流水质模型参数的函数优化问题。数值实验结果表明: 应用混沌差分算法求解此参数问题无论是在精度还是时间上都优于差分优化算法。它将混沌寻优的遍历性和随机性思想引入到差分优化算法中, 在每次差分进化寻得的最优位置附近进行混沌细搜索, 并配合特殊的迭代终止准则进行寻优。其明显缩短了混沌搜索计算时间和克服了差分优化算法后期早熟的缺陷, 提高模型求解的收敛速度和精度。

**关键词:** 河流水质; 参数辨识; 混沌优化; 差分进化; 混合算法

**中图分类号:** X824      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1672-643X(2013)03-0093-03

## Application of chaotic difference evolution algorithm in determining model parameter of river water quality

WANG Jiujie<sup>a</sup>, CHANG Anding<sup>a</sup>, GUO Jianqing<sup>b</sup>, WANG Jingyun<sup>a</sup>

(a. School of Science, b. School of Environmental Sciences and Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** The paper introduced the idea of chaos optimization into differential optimization algorithms so as to form chaotic differential algorithm, and applied it to the function optimization problems of model parameter of river water quality. The results show that the chaotic differential algorithm is better in solving the parameter problem than the differential algorithm on accuracy and time. It brought the chaos optimization ideas of ergodicity and randomness into differential optimization algorithm, and carried out chaotic detail search near the optimal location after running difference method in each iteration, cooperated with special termination criterion to look for optimization. The method significantly shortened the calculation time of chaotic search, overcame the precocious defects of difference algorithm in the later period and improved the convergence speed and accuracy of the model.

**Key words:** river water quality; parameter identification; chaos optimization; differential evolution; hybrid algorithm

## 0 引言

为了预测河流的水质变化情况, 必须相对准确地估计出河流水质模型参数。一般以相应的解析解为基础构建合适的目标函数, 分析河流水团示踪试验数据。近期确定河流断面平均流速、纵向离散系数等参数的方法主要有控制随机搜索算法、复合型混合演化算法、模拟退火算法和 Annealing - Simplex<sup>[1]</sup>等, 这些方法摆脱了早期方法要求目标函数连续、可微等条件的局限。其中效果最好的复合形混合演化算法全局优化的可靠性和稳定性尽管有较大提高, 但也是以算法复杂度的增加和计算效率的

降低为代价。

混沌差分算法是将混沌优化与差分进化结合的智能算法。其中的差分进化算法<sup>[2]</sup> (Differential Evolution, DE) 是基于群体智能的全局优化算法, 它通过个体间的合作、竞争与选择产生适应度好的新个体进行寻优。相对于遗传算法, 它操作更简便, 依赖较少的经验参数, 且能求解多种高维参数优化问题。但是, 其进化后期收敛速度慢、精度不高, 且随着不佳的迭代终止条件也会使群体陷入局部极值点, 因此需要进行各种形式的改进, 类似混沌粒子群算法<sup>[3]</sup>, 亦可将混沌优化引入差分算法中。混沌序列在特定的条件下具有遍历性、随机性、规律性等特

收稿日期: 2012-12-31; 修回日期: 2013-01-19

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金 (CHD2012TD015)

作者简介: 王久杰 (1987-), 男, 河南信阳人, 在读硕士, 主要从事最优化理论与方法研究。

通讯作者: 常安定 (1964-), 男, 陕西大荔人, 教授, 硕导, 主要从事水文地质的数学方法研究。

点,能在一定范围内不重复地遍历所有状态,其粗搜索有易跳出局部极值,细搜索有快速找出当前位置附近最优等优点,但它对初始值敏感,且当待求参数较多时搜索时间较长。鉴于此,把混沌优化策略融入到差分算法中形成混沌差分优化算法<sup>[4]</sup>(Chaos Differential Evolution, CDE),并引入新的迭代终止准则对其进行改进,并将此改进算法应用于求解瞬时投放示踪剂情况下的一维河流水团示踪试验数据,来估计河流水质参数的函数优化问题。

## 1 进化算法

### 1.1 差分进化算法

差分进化(Differential Evolution, DE)算法是一种并行随机搜索算法,与标准遗传算法不同的是它采用由变异到交叉再到选择的操作顺序,可对参数空间进行随机、直接、并行的全局搜索。采用“贪婪”的选择策略能加快算法的收敛速度,但终止条件不佳时易使算法陷入局部最优。

### 1.2 混沌优化算法

混沌系统有多种形式,文献[5]使用 Logistic 映射给出混沌操作的公式:

$$r_j^{t+1} = \mu \cdot r_j^t (1 - r_j^t), r_j \in (0, 1) \quad (1)$$

式中:  $t = 0$  时  $r_1^0, r_2^0, \dots, r_D^0$  是由初始随机产生的  $(0, 1)$  间的一个  $D$  维混沌向量,且  $r_j^0 \neq \{0.25, 0.5, 0.75\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$  表示混沌向量的维数,  $r_j^{t+1}$  由混沌迭代方程式(1)经  $r_j^t$  产生的,其中  $t$  为迭代次数,  $\mu$  为控制参数。搜索过程分为粗搜索和细搜索两个阶段:粗搜索就是利用式(1)迭代产生遍历整个空间的混沌向量进行寻优,当满足停止条件时,即认为粗搜索已寻得接近最优解的最佳状态位置;其后以此位置为中心附加小幅度的扰动进行第二阶段的细搜索,直至满足终止准则迭代停止。

## 2 混沌差分进化算法

本文中只引入混沌的细搜索思想,混沌细搜索最大的优点是能无重复地变换搜索步长,有效地搜索到当前最优解附近的更优解,但在参数搜索空间大时搜索时间过长。因此,将混沌细搜索和差分算法相结合,能大大减少搜索时间并摆脱群体因差分算法的不足而陷入早熟的缺陷。

### 2.1 混沌差分算法思想

混沌差分进化算法(Chaos Differential Evolution, CDE)的基本原理是在每一代中用 DE 搜索到最佳个体位置  $X_{best}$ ,运用混沌细搜索在  $X_{best}$  处附加

小的扰动进行  $k$  次混搜索,得到  $k$  个新个体,位置记作  $X_{kbest}$ ,将  $k$  个位置  $X_{kbest}$  对应的适应度值与  $X_{best}$  处的适应度比较,将对应的最优位置赋值给  $X_{best}$ ,然后新的终止准则下判断是否继续寻优。

### 2.2 迭代终止准则

在混沌差分差分算法中,由于初始个体的随机性等原因,算法后期群体易陷入局部最优。若设置满足前后最优适应度差值绝对值小于所给精度要求的次数为  $Ktry$ ,则当  $Ktry$  达到一定的次数时,新一轮的差分交叉变异选择操作可产生新的适应度高的个体使群体跳出局部最优。

### 2.3 混沌差分算法的步骤与流程

(1) 初始化种群规模  $N$ 、参数个数  $D$ 、交叉因子  $CR$ 、种群最大进化代数  $gen$ 、输入变量的上界  $H_{i,j}$  和下界  $L_{i,j}$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 、混沌控制参数  $\mu = 4$ 、混沌细搜索次数  $k$ 、收敛要求的精度  $eps$ ,满足精度要求的次数  $Knum$ ;

(2) 随机初始化种群,将其当前位置设定为各个体历史最优适应度  $F_{ibest}$ ,其位置记为  $X_{ibest}$ ,从中找出当代全局最优适应度  $F_{best}$  及其位置  $X_{best}$ ;

(3) 初始化迭代次数  $t = 1$ ,当  $t < gen$  且防止早熟所设置的次数  $Ktry < Knum$  时进入大循环;

(4) 由差分算法得到变异向量  $v_i^{t+1}$ 、试验向量  $u_i^{t+1}$  和下一代个体  $x_i^{t+1}$ ,比较  $u_i^{t+1}$  与  $x_i^{t+1}$  对应的适应度值,将新的最优位置赋给  $x_i^{t+1}$ ;然后在新的各个体历史最优位置中找出全局最优位置  $X_{best}$ ;

(5) 在  $X_{best}$  附近进行  $k$  次混沌细搜索,产生  $[0, 1]$  间的  $k$  个扰动向量加到  $X_{best}$  上形成  $k$  个新个体,找出新的最优位置赋给  $X_{best}$ ,然后将位置  $X_{best}$  随机赋给新一代的某个个体;

(6) 判断第  $t$  次与第  $t - 1$  次最优适应度差的绝对值,若其值不等于 0 且小于  $eps$ ,则  $Ktry = Ktry + 1$ ;

(7)  $t = t + 1$  进行下一次迭代,直到满足终止条件迭代停止;

(8) 输出  $X_{best}$ 、 $F_{best}$  和迭代次数  $t$ 。

图 1 为混沌差分算法的流程图。

## 3 河流水质参数问题的应用

### 3.1 构造目标函数

在瞬时投放示踪剂质量基本不变的顺直均匀河段上进行的水团失踪实验,设采样点与投放点间距为  $x$  时,描述示踪剂浓度随时间变化规律的解析式为:

$$c = \frac{M_0}{A \sqrt{4\pi D_L t}} \exp\left[-\frac{(x - Vt)^2}{4D_L t}\right] \quad (2)$$

式中: $c$  为示踪剂浓度,  $\text{kg/L}$ ;  $M_0$  为起初投放示踪剂的质量,  $\text{kg}$ ;  $V$  为河流断面平均流速,  $\text{m/min}$ ;  $A$  为河流横断面面积,  $\text{m}^2$ ;  $D_L$  为河流纵向离散系数,  $\text{m}^2/\text{min}$ ;  $t$  为观测时间,  $\text{min}$ 。

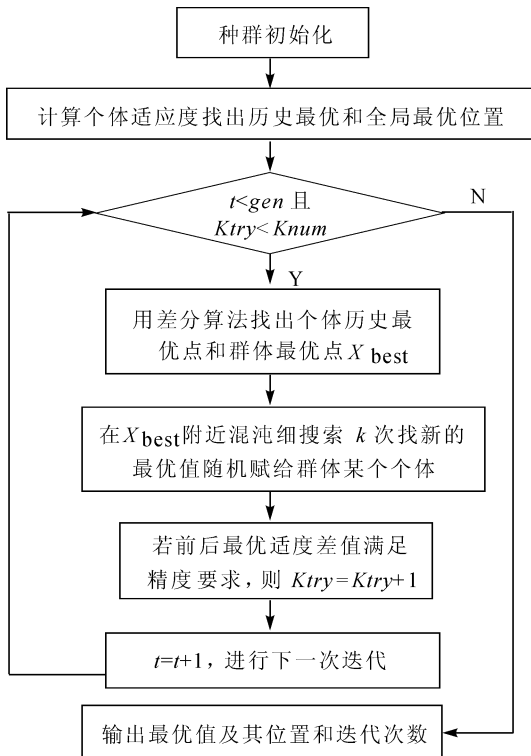


图1 混沌差分算法的流程图

在应用混沌差分进化算法时,构造以下目标函数并使其达到极小值,即:

$$\phi(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{1000} c_i^0 - c_i^c \right)^2 \Rightarrow \min \quad (3)$$

式中:  $c_i^0$  为在第  $i$  时刻观测到的实际示踪剂质量浓度值,  $\text{mg/L} = 10^{-3} \text{kg/m}^3$ ;  $c_i^c$  为利用式(2) 计算的第  $t_i$  时刻的示踪剂浓度,  $\text{kg/m}^3$ ;  $n$  为取样序列次数。选取纵向离散系数  $D_L$  为参数  $\theta_1$ 、河流断面平均流速  $v$  为参数  $\theta_2$ 、河流横断面面积  $A$  为参数  $\theta_3$ , 使得式(3) 达到极小时, 所求的参数值即为问题所求的理论最优值。

### 3.2 算例与讨论

实验数据及条件:河流水团失踪原始数据引自文献[6]。表1给出了参数真值  $D_L = 3\ 000 \text{ m}^2/\text{min}$ ,  $V = 30 \text{ m/min}$  与  $A = 20 \text{ m}^2$  时,不同时刻所对应的是示踪剂浓度  $c_i$ ,且已知  $M_0 = 10 \text{ kg}$ ,  $x = 500 \text{ m}$ 。

表1 河流水团失踪试验原始数据 min,  $\text{mg/L}$

$t_i$	6	10	12	14	16	20	24	26
$c_i$	0.254	0.583	0.649	0.663	0.642	0.552	0.444	0.397

本算例根据目标函数前后最优值差值的绝对值

小于给定误差要求的次数判断算法的终止,其收敛的误差标准  $eps$  取  $1 \times 10^{-6}$ 。当算法的迭代次数超过最大迭代次数  $t = 500$  或满足收敛标准的次数大于给定的  $Knum$  时算法停止,在此  $Knum$  分别取 1、2 和 10。参数  $CR$  的选取与文献[4] 不同,为了使混沌差分算法在解决本文问题时具有较好的全局搜索能力,计算中取  $CR = 0.8$ ;对于参数  $\mu$ ,文献[7] 中一般有  $3.57 \leq \mu \leq 4$ ,计算中取  $\mu = 4$  时,该系统进入混沌状态。并对所给数据单位进行换算整理,若 3 个参数的理论计算结果与其真值的相对误差同时小于 2% 时,表示计算成功。在用 Matlab7.0 进行数值模拟中,种群数目分别取 30 和 60;待估的 3 个水质参数初始取值的最小值均为 0,最大值为参数真值的 20 倍。最优值附近混沌细搜索次数取 50,以连续运行 100 次所得参数的平均值以及对应的寻优率作为衡量用 CDE 算法应用此问题优劣的衡量指标。

### 3.3 数值试验结果及其分析

表2、表3 分别是差分优化算法与混沌差分算法在  $N = 30$  和  $N = 60$  时的数值实验结果。由其可以看出,混沌差分算法在搜索的平均最优值、平均迭代次数以及寻优率上均明显优于差分算法。

表2 差分算法与混沌差分算法比较 ( $N = 30$ ) %

算 法	差分算法			混沌差分算法		
$Knum$	1	2	10	1	2	10
寻优率	79	91	97	83	96	99
平均最优值/ $10^{-4}$	11.17	8.98	5.27	9.21	2.05	1.79
平均迭代次数	66.64	47.97	106.01	40.55	46.89	64.93

表3 差分算法与混沌差分算法比较 ( $N = 60$ ) %

算 法	差分算法			混沌差分算法		
$Knum$	1	2	10	1	2	10
寻优率	77	93	97	96	98	100
平均最优值/ $10^{-6}$	118.77	3.79	0.14	498.05	3.26	0.02
平均迭代次数	66.65	74.74	98.03	41.36	43.76	61.06

在种群数目很小  $N = 30$  下  $Knum$  取值为 1 时,两种方法的寻优效率均在 80% 左右,而当  $Knum$  取值增大后两种方法下参数计算的结果有较大的改善,且使用混沌差分算法改善的效果更明显,这也说明在新的迭代终止准则下,随着  $Knum$  的增大,群体在差分的操作下产生新的多样性的个体使群体摆脱了局部收敛。随着种群数量增加,平均最优值提高了两到三个数量级,平均迭代次数也有提高,混沌差分算法得到参数值比差分算法更好。本文  $CR$  取固

(下转第 101 页)

到最大,比第一组高 8.3%,比第三组高 8.0%,可以认为混合再生骨料混凝土的最佳替代率为 50%。

## 5 结 语

(1)再生砖骨料和再生混凝土骨料混合使用较再生砖骨料的压碎指标、吸水率都有所改善;因此,再生砖骨料和再生混凝土骨料混合使用可以应用到实际中。

(2)再生砖骨料吸水的特性使得水化反应更充分,混合再生骨料混凝土的早期强度提高较快。

(3)单位体积粗骨料中 75% 为再生砖骨料、25% 为再生混凝土骨料的最佳配合比为:水灰比:0.66、砂率:35%、单位用水量:355ml;单位体积粗骨料中 50% 为再生砖骨料、50% 为再生混凝土骨料的最佳配合比为:水灰比:0.66、砂率:35%、单位用水量:330 mL;单位体积粗骨料中 25% 为再生砖骨料、75% 为再生混凝土骨料的最佳配合比为:水灰比:0.66、砂率:37%、单位用水量:310 mL。

(4)单位体积粗骨料中 75% 为再生砖骨料、25% 为再生混凝土骨料时,水灰比水平改变对实验结果有极为显著的影响;单位体积粗骨料中 50% 的再生砖骨料、50% 的再生混凝土骨料和单位体积粗

(上接第 95 页)

定的 0.8 时比取随机数的交叉概率效果要好,说明此问题需要较大的交叉概率来提高种群的多样性。与文献[8]使用改进的人工鱼群算法对应的结果相比,无论是精度还是运算时间上都有了明显的改进。

## 4 结 语

根据数值实验的初步结果可以知道,CDE 算法具有原理简单、编程容易、需要预先确定和调整的算法控制参数少及运算过程较为平稳等优点;通过将差分全局搜索与混沌细搜索局部搜索的结合,应用在河流水质参数问题上,明显改善了使用差分算法时的搜索效率和计算精度;种群数量一般在 60 左右,能使各智能算法取得更好的搜索结果;一般情况下,满足精度要求的次数  $K_{num}$  取 10 时,无论对于差分算法还是混沌差分算法都能有助于跳出局部最优,且明显提高算法的寻优率和精度。需要注意的是,随机产生的初始种群如果利用混沌系统来产生,也许能更好地改善寻优搜索的效率,这值得在今后的应用中做进一步的研究。

骨料中 25% 的再生砖骨料、75% 的再生混凝土骨料,三个因素变化对立方体抗压强度的影响都较弱。

(5)在相同的水灰比、砂率情况下,混合再生骨料混凝土的最佳替代率为 50%。

## 参考文献:

- [1] 肖建庄. 再生混凝土[M]. 北京:中国建筑工业出版社, 2008.
- [2] 常纪文. 我国循环经济法制建设存在的问题及其对策[J]. 红旗文稿,2004(16):29-31.
- [3] 杜 婷. 建筑垃圾再生骨料混凝土性能及强化试验研究[D]. 武汉:华中科技大学,2001.
- [4] 陈 莹. 再生骨料基本性质及对混凝土性能影响的研究[J]. 再生资源研究,2003(6):34-37
- [5] 谢玲君,翟爱良,王 晖. 烧结砖再生骨料级配混凝土力学性能的影响[D]. 泰安:山东农业大学水利土木工程学院,2010.
- [6] 张亚梅,秦鸿根,孙 伟,等. 再生混凝土配合比设计初探[J]. 混凝土与水泥制品,2002(1):7-9.
- [7] 中华人民共和国建设部,国家质量监督检验检疫总局. GB/T50080-2002. 普通混凝土拌合物性能试验方法[S].
- [8] 郑少华,姜奉华. 试验设计与数据处理[M]. 北京:中国建材工业出版社,2004.

## 参考文献:

- [1] 刘 毅,陈吉宇,杜鹏飞,等. 环境模型参数优化方法的比较[J]. 环境科学,2002,23(2):1-6.
- [2] Stroll R, Price K. Differential evolution : A survey of the state of the art [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation,2011,15(1):4-31.
- [3] 邹 毅,朱晓萍,王秀平. 一种混沌粒子群混合算法研究[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版),2009,5(3):258-260.
- [4] 谭 跃,谭冠政,涂 立. 一种新的混沌差分进化算法[J]. 计算机工程学报,2009,35(11):216-218.
- [5] Leandro dos Santos Coelho and Viviana Cocco Mariani. Combining of chaotic differential evolution and quadratic programming for economic dispatch optimization with valve-point effect[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 1995,21(2):989-996.
- [6] 郭建青,温 季. 示踪试验确定河流纵向弥散系数的直线图解法[J]. 环境科学,1990,11(2):24-27.
- [7] Zhang Xuefeng, Fan Jiulun. Extended logistic chaotic sequence and its performance analysis [J]. IEEE Transactions on Power Systems,2007,12(S1):156-161.
- [8] 陈广洲,徐晓春,汪家权,等. 改进的人工鱼群算法在水质参水识别中的应用[J]. 水力发电学报,2010,29(2):108-113.