

利用混沌粒子群算法确定河流水质模型参数

孟令群, 郭建青

(长安大学 环境科学与工程学院, 陕西 西安 710054)

摘要: 将混沌寻优思想引入到粒子群优化算法中, 提出了混沌粒子群算法, 这种方法利用混沌运动的随机性、遍历性和规律性等特性对当前粒子群体中的粒子进行混沌寻优。通过这种处理使得粒子群体的进化速度加快, 从而改善了粒子群优化算法摆脱局部极值点的能力, 提高了算法的收敛速度和精度。并将混沌粒子群算法应用于求解分析瞬时投放示踪剂情况下的一维河流水质团示踪试验数据以及确定河流水质参数的函数优化问题, 结果表明, 混沌粒子群算法的收敛性能明显优于粒子群优化算法。

关键词: 河流水质; 参数计算; 混沌寻优; 粒子群优化

中图分类号: X824; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6561(2009)02-0169-04

Application of Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm to Determination of Water Quality Parameter of River Stream

MENG Ling-qun, GUO Jian-qing

(School of Environmental Sciences and Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract This paper incorporates chaotic search into original particle swarm optimizers, and presents a new chaos particle swarm optimization algorithm. Based on the ergodicity, stochastic property and regularity of chaos, individuals are reproduced by chaotic searching on the current individuals. The particle swarm optimization embedded chaotic search quickens the evolution process and improve the abilities of seeking the global excellent result and convergence speed and accuracy. And the chaos particle swarm optimization algorithms were applied to analysis of 1D tracing test data of river streams with tracers instantaneously injected, and further to optimization of functions to estimate the water quality parameters of river streams. The results show that the proposed algorithms are superior to original particle swarm optimization algorithms.

Key words: water quality of river stream; parameter determination; chaotic search; particle swarm optimization

0 引言

水质参数是建立河流水质数学模型、预报河流水质状态变化的基本数据。目前获得水质参数的主要途径之一, 就是利用以相应的解析解为基础而建立的数据分析方法, 分析河流水质团示踪试验数据。例如, 分析瞬时投放示踪剂条件下的一维河流水质团示踪试验数据, 确定河流纵向离散系数的方法主要有以相应解析解为基础的单站法、双站法、演算法、直线图解法^[1]、相关系数极值法^[2]和非线性

最小二乘法^[3]等。然而, 这些方法在实际应用中均具有一定的局限性。

近年来, 智能优化算法的研究与应用越来越受到人们的重视^[4], 特别是神经网络优化算法、遗传算法以及相应的混合算法已在水环境模型参数识别方面得到了一定的应用^[5-7]。这些新方法可以克服传统方法的缺点, 提高求解效率, 将会得到越来越广泛的应用。粒子群优化算法^[8] (particle swarm optimization, PSO) 是一种新的随机全局优化算法, 其操作简便, 依赖经验参数较少, 已广泛应用于

收稿日期: 2008-12-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40671037)

作者简介: 孟令群 (1982-), 男, 河南焦作人, 工学硕士研究生, 从事环境水力学研究。E-mail: menglingqun1@126.com

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

求解多种优化问题。但其进化后期收敛速度慢、精度差,且常常陷入局部极值点,因此需要进行各种形式的改进,如免疫 PSO 算法^[9]和 Multistart PSO 算法^[10]等改进算法,上述改进算法尽管摆脱了局部极值点的束缚,但由于粒子的重新初始化而破坏了当前粒子的结构,降低了收敛速度,这都增加了算法实现的难度。

混沌优化是混沌应用研究领域的一个崭新方向。混沌序列虽然貌似随机,却隐含着精致的内在结构,具有遍历性、随机性、规律性,能在一定范围内按其自身规律不重复地达到所有状态。混沌优化方法虽然具有对初始值敏感、易跳出局部极值点、搜索速度快等一系列优点,但在搜索空间大时其效果并不理想。鉴于此,笔者把混沌优化技术融入到 PSO 算法中,提出一种新的混沌粒子群优化算法(chaos particle swarm optimization, CPSO),并将该算法应用于求解分析瞬时投放示踪剂情况下的一维河流水团示踪试验数据、估计河流水质参数的函数优化问题,与粒子群优化算法相比,混沌粒子群算法的收敛性得到有效的改善。

1 混沌粒子群算法

1.1 PSO 算法

PSO 算法是一类现代启发式算法,最初是 Kennedy 和 Eberhart 模拟社会行为而发展的具有全局寻优能力的优化工具。在 PSO 算法中,用粒子的位置表示待优化问题的解,每个粒子性能的优劣程度取决于待优化问题的目标函数确定的适应值,每个粒子由一个速度矢量决定其飞行方向和速率大小。设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群体,其中,在第 t 次迭代时粒子 i 的位置表示为

$$x_i(t) = (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \cdots, x_{iD}(t))$$

相应的飞行速度表示为

$$v_i(t) = (v_{i1}(t), v_{i2}(t), \cdots, v_{iD}(t))$$

在开始运用 PSO 算法进行计算时,首先随即初始化 m 个粒子的位置和速度,然后通过迭代寻找最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己的速度和位置:一个极值是粒子本身迄今搜索到的最优解,称为个体极值,表示为

$$p_i(t) = (p_{i1}(t), p_{i2}(t), \cdots, p_{iD}(t))$$

另一个极值是整个粒子群到目前为止找到的最优解,称为全局极值,表示为

$$p_g(t) = (p_{g1}(t), p_{g2}(t), \cdots, p_{gD}(t))$$

在第 $t+1$ 次迭代计算时,粒子 i 根据下列规则来更新自己的速度和位置

$$v_{ik}(t+1) = \omega v_{ik}(t) + c_1 \text{rand}_1(p_{ik}(t) - x_{ik}(t)) + c_2 \text{rand}_2(p_{gk}(t) - x_{ik}(t)) \tag{1}$$

$$x_{ik}(t+1) = x_{ik}(t) + v_{ik}(t+1) \tag{2}$$

式中: ω 为惯性权重系数; c_1 、 c_2 为加速因子,一般取 $c_1 = c_2 = 2.0$; $k = 1, 2, \cdots, D$; rand_1 、 rand_2 为在 $[0, 1]$ 区间变化的随机函数。

根据上述介绍,可以知道 PSO 算法的主要控制参数有粒子的数目 m 、惯性权重系数 ω 和 2 个加速因子 c_1 和 c_2 。在有关研究 PSO 算法的文献中,对惯性权重系数 ω 的介绍较多,研究结果表明,较大的 ω 值有利于跳出全局极小值,较小的 ω 值有利于算法收敛,在实际运算中一般采用动态的 ω ,即在搜索初始阶段采用较大的数值,然后按一定的规则逐渐减小。笔者采用文献[10]介绍的公式进行线性衰减

$$\omega = \omega_{\max} - k \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{N} \tag{3}$$

式中: ω_{\max} 为最大惯性权重系数,一般取 0.9; ω_{\min} 为最小惯性权重系数,一般取 0.1; k 为实际循环次数; N 为最大迭代次数。

此外根据文献[11],粒子数目的多少和待估参数初始取值范围对算法收敛性有着明显的影响。为了便于将混沌粒子群算法应用于求解分析河流水质试验数据,确定河流水质参数,并与粒子群优化算法进行比较,笔者采用了两种情况进行数值实验,分析比较两种算法的优劣。

1.2 混沌优化算法

混沌优化算法利用混沌运动的特性进行优化搜索,一般分两个阶段进行:首先,在整个空间内按混沌变量的变化规律依次考察经过的各点,接受较好点作为当前最优解;其次,一定步数后认为当前最优解已在最优解附近,然后以当前最优解为中心附加一混沌变量的扰动,进行细搜索寻找最优值。

考虑到式(4)的 Logistic 方程较其他产生混沌变量的混沌迭代方程使用方便、计算量小,笔者用来产生混沌序列

$$\theta_{n+1} = \mu \theta_n (1 - \theta_n) \tag{4}$$

式中: μ 为控制参数。当 $\mu = 4$ 时,Logistic 映射为 $[0, 1]$ 区间上的满映射,且系统处于完全的混沌状态。利用混沌变量对初值的敏感性,赋给式(4)若

干不同的初值可得到相应的混沌变量。初值不包括混沌迭代方程的 4 个不动点 (0、0.25、0.50、0.75、1)。

1.3 CPSO 算法

研究表明, 虽然混沌搜索因其轨道遍历性而能够获得避免陷入局部极值点, 但单纯的混沌搜索通常需要大量的迭代步数才能获得较好的解, 尤其对初始值十分敏感。因此, 将混沌优化算法与 PSO 算法相结合, 提出一种混沌粒子群算法 (CPSO), 其中 PSO 算法主要用于执行全局搜索, 混沌算法则根据 PSO 算法的结果执行局部搜索。CPSO 算法的具体步骤如下:

(1) 随机初始化粒子群体的位置和速度。通常是在允许的范围内随机产生, 每个粒子的个体极值坐标设置为其当前位置, 且计算出相应的个体极值 (即个体的适应度值), 而全局极值 (即全局的适应度值) 就是个体极值中最好的, 记录该最好值的粒子序号, 并将全局极值坐标设置为该最好粒子的当前位置。

(2) 计算每个粒子的适应值。

(3) 对每个粒子, 将其适应值与个体极值比较, 如果较优, 则更新当前的个体极值。

(4) 对每个粒子, 将其适应值与全局极值进行比较, 如果较优, 则更新当前的全局极值。

(5) 根据式 (1)、(2), 更新每个粒子的飞行速度和位置。

(6) 根据式 (4) 产生 $[-B, B]$ 间的混沌变量对粒子更新后的位置进行扰动。

(7) 对混沌变量进行搜索, 并对新位置进行比较, 如果较优, 则更新当前的位置。

(8) 如果达到预先设定的停止准则 (一般设置为目标函数小于某个数值或者允许最大迭代次数 N), 则停止计算; 若未达到, 则返回步骤 (2) 继续进行迭代计算。

上述算法步骤可以用图 1 的流程表示。

2 河流水质参数优化问题的构造

在分析河流水团示踪试验数据、确定纵向离散系数 D_L 与断面平均流速 v 时, 多采用以下描述瞬时投放示踪剂条件下的一维河流水团示踪试验的解析解

$$c = \frac{M_0}{A \sqrt{4\pi D_L t}} \exp \left[-\frac{(x - vt)^2}{4D_L t} \right] \quad (5)$$

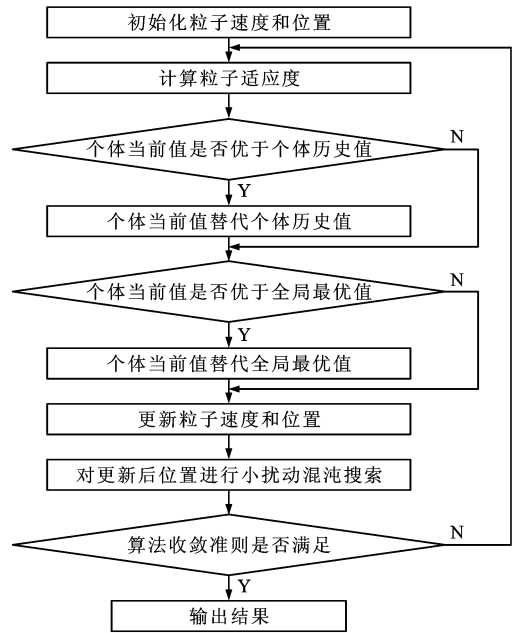


图 1 混沌粒子群优化算法流程

Fig. 1 Flow Chart of Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm

式中: c 为示踪剂质量浓度, $[ML^{-3}]$; M_0 为瞬时投放示踪剂的质量, $[M]$; A 为河流横断面面积 $[L^2]$; D_L 为河流纵向离散系数, $[L^2T^{-1}]$; x 为采样点与投放点间的距离, $[L]$; t 为时间, $[T]$; v 为河流断面平均流速, $[LT^{-1}]$ 。需要说明的是, 在应用式 (5) 时, 应注意满足其使用条件。

在应用 CPSO 算法时, 要求预估计的河流水质参数值能够使式 (6) 达到极小

$$\phi(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c_i^0 - c_i^c)^2 \quad (6)$$

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, $[ML^{-3}]$; c_i^c 为利用式 (1) 计算的第 i 时刻的示踪剂质量浓度, $[ML^{-3}]$; θ 为待估河流水质参数向量; i 为示踪剂浓度观测时间序列数 ($i=1, 2, \dots, n$)。选取适当的参数 θ 值, 使得浓度计算值与浓度观测值的离差平方和的均值达到极小, 此时对应的河流水质参数值即为问题所求。对于由式 (6) 构成的河流水质参数的确定问题, 设河流的纵向离散系数 D_L 为 θ_1 , 河流断面平均流速 v 为 θ_2 , 排放参数 M_0/A 为 θ_3 。

在此, 需要指出的是在构成目标函数时, 除了要求待优化函数能够计算其函数值外, 再无其他附加的要求。因此, 混沌粒子群算法也能够用于估计其他水质解析模型情况下的水质参数, 也就是说,

混沌粒子群算法在水质参数估计方面应具有更宽的应用范围。

3 算例与讨论

3.1 实验条件

原始数据引自文献[1]。表 1 给出了参数真值 $\theta_1=D_L=3\ 000\ \text{m}^2/\text{min}$, $\theta_2=v=30\ \text{m}/\text{min}$ 与 $A=20\ \text{m}^2$ 时, 不同时间所对应的原始数据 c_i , 且已知 $M_0=10\ \text{kg}$, $x=500\ \text{m}$, $\theta_3=M_0/A=0.5$ 。

表 1 原始数据

Tab. 1 Initial Data of c_i and t_i								
t_i/min	6	10	12	14	16	20	24	26
$c_i/(\text{mg}\cdot\text{L}^{-1})$	0.254	0.583	0.649	0.663	0.642	0.552	0.444	0.197

本算例根据目标函数绝对值的大小判断算法是否收敛, 其标准为 $\epsilon_1=1.0\times 10^{-6}$ 。如果算法的迭代次数超过最大迭代次数 $N=1\ 000$ 次, 且参数计算结果与其真值的相对误差大于 2%, 则认为计算失败。在利用实际试验资料进行计算时, 需要根据实际情况调整收敛标准。实验中, 粒子数目分别取 30 和 60 两种情况; 待估水质参数初始取值最小值均为 0, 最大值为参数真值的 20 倍。混沌序列长度为 300 项, 以连续运行 100 次所得函数平均全局最优值、平均迭代次数以及寻优率作为算法优劣性的衡量指标。

3.2 实验结果初步分析

表 2 是混沌粒子群算法和粒子群优化算法数值实验结果, 由表 2 可以看出, 混沌粒子群算法在搜索最优值、迭代次数以及寻优率上均优于粒子群算法。随着粒子数目的增加混沌粒子群算法的优势更加明显, 当粒子数目增加到 60 个时, 混沌粒子群基本可以保证算法收敛, 且在搜索精度和迭代次数上均优于粒子群算法。

表 2 粒子群算法与混沌粒子群算法比较

Tab. 2 Comparison of Pso and Cpso				
算法	粒子群算法		混沌粒子群算法	
粒子数/个	$N=30$	$N=60$	$N=30$	$N=60$
寻优率/%	47.5	66.3	88.1	91.1
平均最优值/ 10^{-6}	6.62	6.68	5.92	5.5
平均迭代次数	899	874	796	750

4 结语

(1)根据数值实验的初步结果可以知道, CPSO 算法具有原理简单、编程容易、需要人们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。

(2)通过将混沌局部搜索与粒子群全局搜索的结合大大改善了粒子群算法的搜索效率和计算精度。

(3)通过分析河流水团示踪试验数据, 表明混沌粒子群算法的性能明显优于粒子群算法。

(4)由于粒子群算法和混沌搜索均采用随机搜索方式, 这种搜索方式本身具有一定的不确定性, 为减小不确定性, 使搜索尽快向全局最优解收敛, 同时保证搜索过程免于陷入局部极值点, 仍需进行不断的研究和探索。

参考文献:

[1] 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.
[2] 郭建青, 王洪胜, 李云峰. 确定河流纵向离散系数的相关系数极值法[J]. 水科学进展, 2000, 11(4): 387-391.
[3] 郭建青. 非线性最小二乘法在分析河流水团示踪试验数据中的应用[J]. 中国给水排水, 1991, 7(5): 13-17.
[4] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
[5] 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.
[6] 王建平, 程声通. 遗传单纯型混合算法在复杂环境模型参数识别中的应用[J]. 水利学报, 2005, 36(6): 674-679.
[7] 杨晓华, 杨志峰, 郦建强. 水环境模型参数识别的一种新方法[J]. 水科学进展, 2003, 14(5): 554-557.
[8] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C] // IEEE. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
[9] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4-6, 33.
[10] 孟红记, 郑鹏, 梅国晖, 等. 基于混沌序列的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(3): 263-266.
[11] 郭建青, 李彦, 王洪胜, 等. 粒子群优化算法在确定河流水质参数中的应用[J]. 水利水电科技进展, 2007, 27(6): 1-5.