

文章编号: 1000-7598-(2007)10-2193-05

混沌人工鱼群算法在重力坝材料参数反演中的应用

宋志宇^{1,2}, 李俊杰², 汪红宇^{2,3}

(1.黄河勘测规划设计有限公司, 郑州 450003; 2.大连理工大学 土木水利学院, 大连 116023; 3.中国长江三峡工程开发总公司, 宜昌 443002)

摘要: 首先介绍了一种随机搜索优化方法—人工鱼群算法 (AFSA), 同时根据混沌 (CHAOS) 的遍历性和随机性等特点, 将混沌系统和人工鱼群算法相结合形成了一种新的融合优化算法—混沌人工鱼群算法 (CAFSa)。将混沌人工鱼群算法应用到混凝土大坝材料参数反演中。经算例分析表明, 与人工鱼群算法相比较, 混沌人工鱼群算法具有收敛快、效率高和结果精度高等优点。从而为解决类似的系统优化和参数识别问题提供了一种新的方法。

关键词: 参数反演; 混沌; 人工鱼群算法; 重力坝

中图分类号: TB 115

文献标识码: A

Inverse research for gravity dam parameters based on chaos artificial fish swarm algorithm

SONG Zhi-yu^{1,2}, LI Jun-jie², WANG Hong-yu^{2,3}

(1. Yellow River Engineering Consulting Co., Ltd., Zhengzhou 450003, China; 2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China; 3. China Three Gorges Project Corporation, Yichang 443002, China)

Abstract: A new stochastic search optimization algorithm, artificial fish swarm algorithm (AFSA), is presented firstly; and according to the ergodicity and stochasticity of chaos, we combined artificial fish swarm algorithm and chaos to form a new fusion optimization algorithm, chaos artificial fish swarm algorithm (CAFSa). Then CAFSa is applied to inverse the parameters of gravity dam. Results of computation example show that CAFSa has the advantages of rapid convergence rate, high optimization efficiency and high inversion accuracy; so a new way for solving the problem of optimization and identification is provided.

Key words: parameter inversion; chaos; artificial fish swarm algorithm; gravity dam

1 引言

为了监控混凝土大坝的安全, 掌握大坝的实际运行状态, 需要通过对原型观测资料的正分析, 建立各种大坝安全的数学监控模型, 而正确估计大坝坝体混凝土和坝基岩石的弹性参数成为建立大坝安全监控模型的关键。如果将观测资料分析成果作为依据, 反求坝体和地基的物理力学参数, 即为反演分析。目前反演分析方法主要有优化反演和逆解法。其中优化法得到广泛应用。但实际应用中发现, 传统的优化方法存在结果依赖于初值的选取、难以进行多参数优化、结果易陷入局部极值等缺点。因此, 为更有效地进行反演分析研究, 有必要寻求更好的优化方法。近年来一些新的方法如神经网络、

遗传算法等被引入反分析领域, 并取得了一定的效果^[1-4]。但是传统的神经网络算法存在易陷入局部极小、学习效率低、收敛速度慢和泛化能力差等缺点, 同时网络结构的选择也主要凭借经验确定; 而遗传算法同样存在着计算量大、收敛速度慢和易于早熟收敛等问题。本文引入人工鱼群算法, 该算法操作简单, 在全局收敛性和收敛速度上优于神经网络和遗传算法, 是一种性能优良的优化算法。

人工鱼群算法 (Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA) 是中国学者李晓磊等 2002 年提出的一种模拟鱼群行为的随机搜索优化算法^[5-7], 主要利用了鱼的觅食行为、聚群行为和追尾行为, 从构造单条鱼的底层行为做起, 通过鱼群中各个体的局部寻优达到全局最优值在群体中突出出来的目的。基本的

收稿日期: 2005-10-14

作者简介: 宋志宇, 男, 1979 年生, 博士研究生, 主要从事工程建筑物安全监测与反问题研究。E-mail: tianyu9806@163.com

人工鱼群算法中随着人工鱼数目的增加,算法的全局搜索性能得到了加强,但同时会需求更大的存储空间,造成计算量的增长,甚至会导致收敛速度的下降,因此本文又引入具有遍历性特点的混沌系统来改善基本鱼群算法在鱼群规模较大时的收敛速度。混沌是非线性系统所独有且广泛存在的一种非周期运动形式,几乎涉及到自然科学和社会科学的每一个分支^[8]。近年来对混沌(Chaos)的研究已经深入到社会、经济、自然等各大领域。本文将混沌系统应用到人工鱼群算法中,作为随机数系统代替人工鱼群算法中的随机数,提出了混沌人工鱼群算法(CAFSA),该算法有效改善和加强了人工鱼群算法的收敛效率和全局收敛性,算例分析表明 CAFSA 的收敛效率比 AFSA 提高了一倍还要多,在解决大坝参数的反分析问题具有更加良好的性能,同时可以在其它领域推广应用。

2 混沌人工鱼群算法

2.1 人工鱼群算法简介

人工鱼群算法的基本思想是:在一片水域中,鱼生存的数目最多的地方一般就是水域中富含营养物质最多的地方,人工鱼群算法就是根据这一特点,通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群及追尾等行为,从而实现全局寻优。以下是鱼类的几种典型行为。

(1) 觅食行为 一般情况下鱼在水中随机、自由地游动,当发现食物时,则会向着食物逐渐增多的方向快速游去;

(2) 聚群行为 鱼在游动过程中为了保证自身的生存和躲避危害会自然地聚集成群。鱼聚群时所遵守的规则有两条:① 尽量向临近伙伴的中心移动;② 避免过分拥挤;

(3) 追尾行为 当鱼群中的一条或几条鱼发现食物时,其临近的伙伴会尾随其快速到达食物点。

2.2 基本人工鱼群算法描述

李晓磊在该算法最初的文献^[5]中采用基于行为的多并行通路结构来构造人工鱼个体(AF)的模型,模型封装了人工鱼的自身状态和行为模式。算法的进行也就是人工鱼个体的自适应行为活动,个体每活动一次就是算法的一次迭代。

(1) 一些相关定义

人工鱼个体的状态可表示为向量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 $x_i (i=1, \dots, n)$ 为欲寻优的控制变量;人工鱼当前位置的食物浓度为 $F = f(X)$; 人工鱼

个体之间的距离表示为 $d_{i,j} = \|X_i - X_j\|$, 即向量 $(X_i - X_j)$ 的二范数; $Visual$ 表示人工鱼的感知距离; $Step$ 表示人工鱼移动步长的最大值; δ 表示拥挤度因子; N 表示参与寻优的人工鱼数目,即群体规模。

(2) 人工鱼行为描述

① 觅食行为

人工鱼当前状态为 X_i , 在其感知范围内(即可见域内 $d_{i,j} < Visual$) 随机选择一个状态 X_j , 当该状态食物浓度大于当前状态时(即 $F_j > F_i$, 此处以求极大值问题为例,求极小值问题可以和此进行互换),则向该方向前进一步;反之,则重新随机选择状态 X_j , 判断是否满足前进条件;反复一定次数 try_number 后,如果仍不满足前进条件,则随机移动一步。数学表达式表示为

$$X_j = X_i + Rand() \cdot Visual \quad (1)$$

$$\left. \begin{aligned} x_{ik|next} &= x_{ik} + Rand()Step \frac{x_{jk} - x_{ik}}{\|X_j - X_i\|} \\ &\quad \text{if } (F_j > F_i) \\ x_{ik|next} &= x_{ik} + Rand()Step \\ &\quad \text{if } (F_j \leq F_i) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $k=1, \dots, n$; x_{jk}, x_{ik} 和 $x_{ik|next}$ 分别为人工鱼状态向量 X_j, X_i 和人工鱼下一步状态向量 $X_{i|next}$ 的第 k 个分量; $Rand()$ 为 $(0,1)$ 间的一个随机数。

② 聚群行为

人工鱼当前状态为 X_i , 探索在其感知范围内($d_{i,j} < Visual$) 的伙伴的数目 n_f , 形成集合 N_i , 即:

$$N_i = \{X_j | d_{i,j} = \|X_i - X_j\| \leq Visual\} \quad (3)$$

若 $n_f \geq 1$, 即 $N_i \neq \emptyset$, 表明在其感知范围内有其他伙伴存在, 计算这些伙伴的中心位置 X_c :

$$x_{ck} = \frac{\sum_{j=1}^{n_f} x_{jk}}{n_f} \quad (4)$$

式中: x_{ck} 为中心位置状态向量 X_c 的第 k 个分量; x_{jk} 为当前感知范围内的第 j 个伙伴 X_j 的第 k 个分量。中心位置的食物浓度为 F_c 。如果 $(F_c/n_f) > \delta F_i$, 表明伙伴中心位置有较多的食物并且不太拥挤, 则朝伙伴中心位置方向前进一步, 即按式(5)执行; 否则, 人工鱼执行觅食行为。

$$\left. \begin{aligned} x_{ik|next} &= x_{ik} + Rand()Step \frac{x_{ck} - x_{ik}}{\|X_c - X_i\|} \\ &\text{if} \left(\left(\frac{F_c}{n_f} \right) > \delta F_i \right) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

若 $n_f = 0$, 即 $N_i = \emptyset$, 表明在其感知范围内没有其他伙伴存在, 人工鱼执行觅食行为。

③ 追尾行为

人工鱼当前状态为 X_i , 探索在其感知范围内 ($d_{i,j} < Visual$) 的伙伴的数目 n_f , 且伙伴中 F_j 为最大的伙伴 X_{max} , 如果 $F_{max} > \delta F_i$, 表明伙伴 X_{max} 具有高的食物浓度并且周围不太拥挤, 则人工鱼朝伙伴 X_{max} 的方向前进一步, 即按式 (6) 执行; 否则, 人工鱼执行觅食行为。

$$\left. \begin{aligned} x_{ik|next} &= x_{ik} + Rand()Step \frac{x_{max k} - x_{ik}}{\|X_{max} - X_i\|} \\ &\text{if} (F_{max} > \delta F_i) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

若 $n_f = 0$, 表明在其感知范围内没有其他伙伴存在, 人工鱼执行觅食行为。

④ 公告板

算法中设立一个公告板, 用来记录最优人工鱼的状态和该人工鱼位置的食物浓度。各人工鱼个体在寻优过程中, 每次行动完毕就检验自身状态与公告板状态, 如果自身状态优于公告板状态, 就用自身状态改写公告板状态, 这样就使公告板记录下历史最优的状态。

2.3 混沌系统

为了提高人工鱼群算法的搜索效率, 本文引入了混沌系统。混沌是一种普遍的非线性现象, 具有如下独特的性质: ①随机性, 即混沌具有类似随机变量的杂乱表现; ②遍历性, 即混沌能够不重复地历经一定范围内的所有状态; ③规律性, 即混沌是由确定性的迭代式产生的。介于确定性和随机性之间, 混沌具有丰富的时空动态, 系统动态的演变可导致吸引子的转移。最重要的是, 混沌的遍历性的特点可作为搜索过程中避免陷入局部极小的一种优化机制, 在人工鱼群算法中引入混沌, 能够有效地避免算法长时间位于局部极小附近, 提高算法的全局收敛性和搜索效率。本文采用的混沌系统是由著名的一维 logistic 映射产生的, 定义如下:

$$\left. \begin{aligned} z_{k+1} &= f(\mu, z_k) = \mu z_k (1 - z_k), \quad z_k \in (0, 1), \\ k &= 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: z_k 为变量 z 在第 k 次迭代得到的数值; μ 为系统的扰动参数, 已经证明在 $\mu = 4$ 时是“单片”混沌。 z_k 几乎遍历 $(0, 1)$ 之间的所有状态。

3 大坝参数反演的 CAFSA 步骤

(1) 将待求的材料参数看成是一片水域中的人工鱼, 设定人工鱼群规模 N , 人工鱼的感知距离 $Visual$, 移动步长 $Step$, 拥挤度因子 δ 和最大尝试代数 try_number ; 根据经验确定待识别参数一大坝和坝基的弹性模量 (E_c, E_r) 的经验范围;

(2) 对各个人工鱼个体进行混沌初始化。给出初值 z_0 , 利用式 (7) 产生混沌变量 $z_k (k = 0, 500)$, 在待识别参数的允许范围 (a, b) 内随机产生各个人工鱼个体的初始状态 $E_0 = (E_{0,c}, E_{0,r})^T$, $E_{0,i} = a_i + (b_i - a_i)z_{Ir}, (i = c, r)$, 其中 Ir 为 $(0, 500)$ 中的随机整数, 即生成 N 个混沌初始人工鱼;

(3) 计算初始鱼群各人工鱼个体当前位置的食物浓度值 (本文取 F 为坝体测点各运行状态下计算位移值和实测位移值之差的平方和的相反数), 取各 F 的最大值者进入公告板, 保存其状态及 F 值;

(4) 各人工鱼分别模拟执行聚群行为和追尾行为, 然后评价行动后的 F 值, 选择其中的最大者来实际执行, 缺省行为为觅食行为。同时在执行每一次行为的时候, 随机数均采用由 logistic 映射产生的随机数 $z_{Ir} (Ir \in (0, 500))$;

(5) 各人工鱼执行一次行动后, 检验自身状态与公告板状态, 如果优于公告板状态, 以自身状态取代之, 否则公告板状态不变;

(6) 判断算法终止条件: 判断公告板状态的 F 值是否达到预设的精度指标, 若是则输出公告板状态作为反演结果, 否则转步骤 (4) 继续。

4 算例及分析

取某一混凝土重力坝挡水坝段, 高 67 m, 坝顶宽 9 m, 坝底宽 52 m, 上游面坡率 0.05, 下游面 0.77。坝体混凝土密度为 2400 kg/m^3 , 泊松比为 0.18; 坝基密度为 2700 kg/m^3 , 泊松比 0.22。进行有限元正分析时, 坝基计算范围在上下游延伸 200 m, 向坝基延伸 300 m, 坝基约束形式采用上下游面水平约束, 底面竖向约束。

实际工程中很难确定位移观测的绝对 0 点, 所以计算时采用大坝坝顶的相对位移进行。在参数识别时, 选择一组弹性模量组合: 坝体弹模 $E_c = 20 \text{ GPa}$, 坝基弹模 $E_r = 25 \text{ GPa}$, 采用正分析分别计算坝前水深为 50.0 m、60.0 m 时相对于 40.0 m 的坝顶水平位移作为实际的观测值, 以此来反求大坝和坝基的弹性模量。

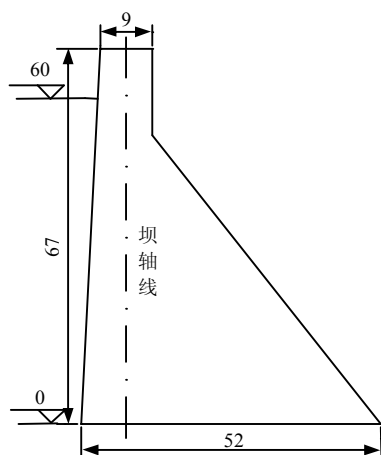


图1 坝段断面图

Fig.1 Cross section of dam

在识别坝体和坝基弹性模量时,选取坝体弹模范围为 5~35 GPa,坝基弹模范围为 10~45 GPa。采用 CAFSA 算法实现时,人工鱼群体规模 $N = 100$,人工鱼的感知距离 $Visual = 5$,移动步长 $Step = 5$,拥挤度因子 $\delta = 0.618$ 。选取迭代停止精度为 $1.0 \times 10^{-10} \text{ m}^2$ 。10 次随机搜索的结果如表 1。作者同时也进行了只利用基本人工鱼群算法 (AFSA) 反演大坝参数的 10 次计算,以比较 CAFSA 的优越性,平均结果见表 1。图 2 给出了利用 CAFSA 和 AFSA 反演过程的误差收敛曲线,图 3 是利用 CAFSA 反演的大坝参数识别过程曲线。

从表 1 可以看出,CAFSA 的 10 次随机反演均能收敛到全局最优解,并且所需时间较短,收敛到全局最优点附近所需的平均时间为 72 min,说明 CAFSA 算法具有较强的全局收敛能力和较高的搜索效率;通过和 AFSA 算法的比较可以看出,CAFSA

表 1 CAFSA 的 10 次随机反演结果
Table 1 Inversion results using CAFSA

序号	AFSA 反演值 / GPa	精确值 / GPa	相对误差 / %	运行时间 / min
1	(20.018 95, 24.864 75)	(20.00, 25.00)	(0.09, 0.54)	27
2	(19.860 69, 25.330 10)	(20.00, 25.00)	(0.70, 1.32)	97
3	(20.051 48, 24.823 36)	(20.00, 25.00)	(0.26, 0.71)	101
4	(19.919 05, 24.943 53)	(20.00, 25.00)	(0.40, 0.23)	46
5	(19.877 88, 24.752 65)	(20.00, 25.00)	(0.61, 0.99)	34
6	(20.092 35, 25.008 89)	(20.00, 25.00)	(0.46, 0.04)	118
7	(19.819 34, 24.914 06)	(20.00, 25.00)	(0.90, 0.34)	53
8	(20.100 93, 25.269 32)	(20.00, 25.00)	(0.90, 1.08)	25
9	(20.005 42, 25.006 94)	(20.00, 25.00)	(0.03, 0.03)	135
10	(20.150 28, 25.060 83)	(20.00, 25.00)	(0.75, 0.24)	83
CAFSA 平均值	(19.989 64, 24.997 44)	(20.00, 25.00)	(0.05, 0.01)	72
AFSA 平均值	(20.094 29, 25.111 41)	(20.00, 25.00)	(0.47, 0.44)	157

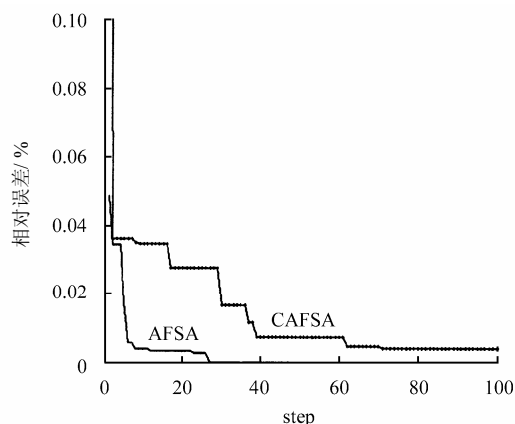


图2 误差收敛曲线

Fig.2 The iterative curve of error convergence

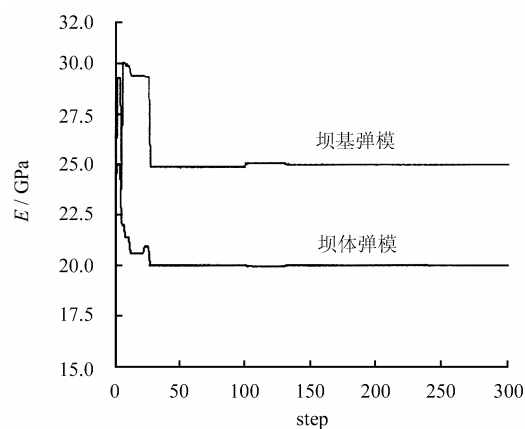


图3 参数识别过程曲线

Fig.3 The iterative curve parameters identification

方法的搜索效率(平均时间为 72 min)明显高于 AFSA (平均时间为 157 min),并且搜索结果精度也有很大提高,CAFSA 方法搜索的平均结果的相对误差 (0.05 %, 0.01 %) 明显小于 AFSA 方法得到的平均结果的相对误差 (0.47 %, 0.44 %)。

从图 2 中两种算法的误差收敛曲线可以看出,CAFSA 方法跳出局部极小的能力要强于 AFSA 方法,收敛到全局最优的速度要更快,即效率更高。

5 结 语

将具有遍历性等特点的混沌 (Chaos) 系统引入到人工鱼群算法 (AFSA) 当中,形成了一个新的智能化融合优化算法—混沌人工鱼群算法 (CAFSA)。利用该算法反演混凝土大坝坝体和基础岩石的弹性模量,算例分析及对比表明混沌人工鱼群算法比基本人工鱼群算法具有跳出局部极小的能力强、收敛速度快、搜索效率高、反演结果误差小等良好特性。该方法具有一定的实用价值和参考价值,为解决参数识别和系统优化等问题提供了一种新方法。

参 考 文 献

- [1] 李立新, 王建党, 李造鼎. 神经网络模型在非线性位移反分析中的应用[J]. 岩土力学, 1997, 18(2): 62—66.
LI Li-xin, WANG Jian-dang, LI Zao-ding. Application of neural network model in non-linear displacement back analysis[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 1997, 18(2): 62—66.
- [2] 王登刚, 刘迎曦, 李守巨. 岩土工程位移反分析的遗传算法[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(增): 979—982.
WANG Deng-gang, LIU Ying-xi, LI Shou-ju. Genetic algorithm for inverse analysis of displacements in geotechnical engineering[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2000, 19(Supp.): 979—982.
- [3] 赵进锋, 陈国荣. 遗传算法在岩土工程反演问题中的应用[J]. 河南科技大学学报, 2004, 25(6): 70—73.
ZHAO Jin-feng, CHEN Guo-rong. Use of genetic algorithm in geotechnical engineering back-analysis problem[J]. **Journal of Henan University of Science and Technology**, 2004, 25(6): 70—73.
- [4] 高玮, 郑颖人. 岩土力学反分析及其集成智能研究[J]. 岩土力学, 2001, 22(1): 114—120.
GAO Wei, ZHENG Ying-ren. Back analysis in geotechnical mechanics and its integrated intelligent study[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2001, 22(1): 114—120.
- [5] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32—38.
LI Xiao-lei, SHAO Zhi-jiang, QIAN Ji-xin. An optimizing based on autonomous animals: fish-swarm algorithm[J]. **Systems Engineering—Theory & Practice**, 2002, 22(11): 32—38.
- [6] 李晓磊, 钱积新. 基于分解协调的人工鱼群优化算法研究[J]. 电路与系统学报, 2003, 8(1): 1—6.
LI Xiao-lei, QIAN Ji-xin. Studies on artificial fish swarm optimization algorithm based on decomposition and coordination techniques[J]. **Journal of Circuits and Systems**, 2003, 8(1): 1—6.
- [7] Erol Gelenbe, Nestor Schmajuk, John Staddon, et al. Autonomous search by robots and animals: a survey[J]. **Robotics and Autonomous Systems**, 1997, 22: 23—34.
- [8] 计明军. 若干随机性全局优化算法的研究[D]. 大连: 大连理工大学研究生院, 2004.