

基于 CPSO 算法的岩石蠕变模型非定常参数反演分析

李志敬¹, 朱珍德¹, 周伟华²

(1. 河海大学岩土工程研究所, 江苏 南京 210098; 2. 郑州大学土木工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要 针对粒子群优化(PSO)算法具有全局寻优能力强、无梯度信息、收敛速度快、算法简单但易陷入局部最优解且初始化解的质量不高的特点, 利用混沌的遍历性, 把混沌机制和粒子群优化算法结合起来, 对粒子群优化算法进行了改进, 提出了混沌粒子群优化算法, 并利用混沌粒子群优化(CPSO)算法对岩石蠕变本构模型的非定常参数进行了反演分析, 算例结果表明, 采用该混沌粒子群优化算法反演非定常参数是可行的。

关键词 粒子群 优化算法 混沌机制 非定常参数 岩石蠕变本构模型

中图分类号 :TU452 **文献标识码** :A **文章编号** :1000-1980(2008)03-0346-04

岩石蠕变试验是了解岩石蠕变力学特性的重要研究方法之一。多年以来, 许多学者采用各种方法来解释和处理大坝坝基、边坡、地下洞室等工程中出现的蠕变现象和问题, 取得了许多研究成果^[1-4]。

如何根据蠕变试验资料, 选择适当的蠕变模型, 并确定相应的蠕变参数, 是岩石蠕变研究领域的重要课题之一。传统确定蠕变模型参数的方法主要有最小二乘法、多项式回归分析法、摄动法等^[5-6], 近些年来, 随着计算机技术的发展, 智能优化的方法越来越受到学者的重视。许多学者采用智能优化的方法, 如人工神经网络、遗传算法等反演了岩石蠕变本构模型的参数^[7-10], 但这些模型参数的反演都假定参数为定常数, 而实际上, 岩石体在水、风化和高应力等因素的影响下, 某些力学参数随着时间的变化而变化(即岩石蠕变模型的参数是非定常的), 因此要更准确地了解岩石的蠕变特性, 考虑岩石蠕变模型的非定常参数是必要的。文献[11]对某矿区软岩蠕变试验数据进行拟合, 得出了软岩的非定常参数。文献[12]通过采用 FLAC^{3D}中的 FISH 语言编制 CWFS 本构模型和 PSO 优化算法程序, 一并嵌入 FLAC^{3D}数值计算软件, 实现了 CWFS 硬岩本构模型的参数辨识。文献[13]通过页岩蠕变试验, 采用定常参数对蠕变所建立的本构模型进行模拟, 结果与试验数据有较大差别, 因此分析了引入非定常参数的必要性。在引入非定常参数后, 如何确定非定常参数是一项重要的研究内容。本文采用改进的粒子群优化算法(即混沌粒子群优化算法)对文献[13]蠕变模型的非定常参数进行反演分析, 以研究该算法反演蠕变模型非定常参数的可行性。

1 粒子群优化算法

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[14-15]由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出。它是模拟鸟群飞行觅食行为中通过鸟之间的集体协作使群体达到最优目的的一种智能优化算法。

粒子群优化算法初始化为一群随机粒子, 如随机产生 m 个粒子(particle)组成的群体(swarm)在 D 维搜索空间中以一定的速度飞行, 每个粒子在搜索时, 考虑自己搜索到的最好点即粒子本身找到的最优解, 称之为个体极值 p 。整个群体内的粒子搜索到的最好点即整个群体找到的最优解, 称之为全局极值 g 。在找到这 2 个最优解之后, 进行粒子位置(即解)的变化。

设第 i ($1 \leq i \leq m$) 个粒子的位置表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 第 i 个粒子的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 第 i 个粒子历史最优解表示为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个群体的最优解表示为 $g = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ 。每个粒子根据公式(1), (2)来更新自己的速度和新的位置:

$$v_{iD,k+1} = \omega v_{iD,k} + c_1 \xi (p_{iD,k} - x_{iD,k}) + c_2 \eta (g_{D,k} - x_{iD,k})$$

(1)

$$x_{iD,k+1} = x_{iD,k} + v_{iD,k+1}$$

(2)

式中： $v_{iD,k}$ ——粒子当前的速度； $x_{iD,k}$ ——当前粒子的位置； ω ——惯性权重，其大小决定了对粒子当前速度继承的多少，合适的选择可以使粒子具有均衡的探索能力（即广域搜索能力）和开发能力（即局部搜索能力）； c_1, c_2 ——学习因子（learning factor）或加速系数（acceleration coefficient），一般为正常数； ξ, η ——在 $[0,1]$ 区间内均匀分布的随机数。粒子的速度通常被限制在 $0 \sim v_{\max}$ 范围内。

粒子在 D 维空间搜索的示意图见图 1。

2 混沌粒子群优化算法

混沌是对初始条件极度敏感的一种自然界非线性现象，具有随机性、遍历性及规律性等特点，本文利用混沌运动的这些性质，将其和粒子群算法结合起来组成混沌粒子群优化（chaos particle swarm optimization, CPSO）算法。

虽然粒子群优化算法全局寻优能力强，但粒子本身信息和个体极值信息占优时，往往会陷入局部最优解，且随机初始化的解群个体质量不高，有一些距离最优解较远。因此可以利用混沌的遍历性，在初始化开始时产生大量初始群体，从中择优选出初始群体，并在迭代的过程中将一定范围的混沌扰动载波到粒子的位置处，以使解跳出局部最优解空间。

虫口模型是一个典型的混沌系统，迭代公式如下：

$$y_{i+1} = \mu y_i (1 - y_i) \quad (i = 0, 1, 2, \dots; \mu \in [2, 4])$$

(3)

虫口模型具有稳定、倍周期分叉及混沌的特性，在 μ 接近于 4 时，该模型已完全处于混沌状态。利用混沌运动特性可以进行优化搜索，其基本思想是首先产生一组与优化变量相同数目的混沌变量，用类似载波的方式将混沌引入优化变量使其呈现混沌状态，同时把混沌运动的遍历范围放大到优化变量的取值范围，然后直接利用混沌变量搜索。

混沌粒子群优化算法的步骤如下：

- a. 混沌初始化。随机产生一个 D 维、每个分量数值在 $0 \sim 1$ 之间的向量 $z_1 = (z_{11}, z_{12}, \dots, z_{1D})$ 。由公式(3)得到 N 个向量 $z_1, z_2, \dots, z_N$ 。将 z_i 的各个分量载波到优化变量的取值范围 $x_{ij} = a_j + (b_j - a_j) z_{ij}$ ，其中 $j = 1, 2, \dots, D$ ； $i = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 。计算目标函数，从 N 个初始群体中选择性能较好的 m 个解作为初始解，随机产生 m 个初始速度。
- b. 根据当前位置和速度产生各个粒子的新位置。
- c. 随机产生一个 D 维、每个分量数值在 $0 \sim 1$ 之间的向量 $u_0 = (u_{01}, u_{02}, \dots, u_{0D})$ 。
- d. 按公式(1)，更新第 i 粒子的速度，并把其控制在 $0 \sim v_{\max}$ 范围内。
- e. 由公式(3)得到 $u_1 = (u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1D})$ ，将 u_1 的各个分量载波到一定量的混沌扰动范围内，扰动量 $\Delta x = (\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_D)$ ，由公式(2)得 $x_{ik+1} = x_{ik} + v_{ik+1}$ ， $x'_{ik+1} = x_{ik} + v_{ik+1} + \Delta x$ ，计算这 2 个位置的适应值 f 和 f' 。若 $f < f'$ ，则 $x_{ik+1} = x'_{ik+1}$ 。返回步骤 d，直至 m 个粒子全部计算完为止。
- f. 计算每个粒子的适应值 f_i 。若粒子的适应值优于原来的个体极值，设置当前适应值为个体极值 p_{ik} ，设置当前位置为个体极值位置 p_{xik} 。
- g. 根据各个粒子的个体极值，找出全局极值和全局极值位置。如不满足计算精度或小于迭代次数，返回步骤 d。
- h. 输出全局极值和全局极值位置。

3 算例分析

为了对本文的混沌粒子群优化算法进行验证，采用文献[13]中的页岩蠕变试验数据，模型采用标准线性体三元件模型，蠕变本构方程为

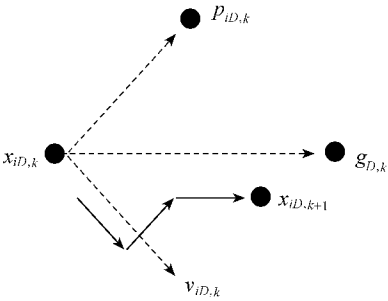


图 1 粒子的搜索示意图
Fig.1 Schematic diagram of particle searching process

$$\varepsilon = \sigma_c \left(-\frac{1}{E_K} e^{-\frac{E_K t}{\eta_K}} + \frac{E_H + E_K}{E_H E_K} \right)$$

(4)

在蠕变本构方程中引用非定常参数^[13] $E_K(t) = p_1 + p_2 e^{p_3 t}$ 代替公式(4)中的 E_K ,因此公式(4)变为

$$\frac{\varepsilon}{\sigma_c} = \left[-\frac{1}{E_K(t)} e^{-\frac{E_K(t)}{\eta_K} t} + \frac{E_H + E_K(t)}{E_H E_K(t)} \right]$$

令 $p_4 = \eta_K, p_5 = E_H$,则式(4) 变为

$$\frac{\varepsilon}{\sigma_c} = -\frac{1}{p_1 + p_2 e^{p_3 t}} e^{-\frac{p_1 + p_2 e^{p_3 t}}{p_4} t} + \frac{p_5 + p_1 + p_2 e^{p_3 t}}{p_5 (p_1 + p_2 e^{p_3 t})}$$

(5)

采用混沌粒子群优化算法对公式(5)的非定常参数进行反演,算法采用 Matlab 编程,适应函数取为

$$f(p_1, p_2, p_3, p_4, p_5) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\varepsilon}{\sigma_c} + \frac{1}{p_1 + p_2 e^{p_3 t}} e^{-\frac{p_1 + p_2 e^{p_3 t}}{p_4} t} - \frac{p_5 + p_1 + p_2 e^{p_3 t}}{p_5 (p_1 + p_2 e^{p_3 t})} \right)^2$$

(6)

反演出的参数如表 1 所示.

利用表 1 求得的各参数值,可以根据公式(5)计算不同应力水平下不同时刻的应变值,将计算值与相应时刻的试验值进行对比,以应力为 90 MPa, 150 MPa, 200 MPa 及 320 MPa 为例,其蠕变应变计算值与试验值的对比见图 2.

从表 1 及图 2 可以看出,采用混沌粒子群优化算法反演得到的参数计算出的蠕变应变计算值与试验值比较一致,最小适应值在 $10^{-2} \sim 10^{-4}$ 数量级,说明采用混沌粒子群优化算法来反演页岩蠕变模型的非定常参数是可行的.

表 1 参数 p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 及最小适应值 f

Table 1 Parameters p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 and minimum fitness value f

σ_c/MPa	p_1/MPa	p_2	p_3	$p_4/(\text{MPa} \cdot \text{h})$	p_5/MPa	f
90	12.738 8	-259.205 2	-1.860 2	39.431 8	0.156 2	0.000 4
120	2.175 9	-44.754 4	-2.477 0	5.442 3	0.179 9	0.003 7
150	1.155 1	-147.701 7	-1.666 8	15.593 6	0.198 2	0.018 5
200	1.454 0	-35.198 0	-0.281 2	32.521 5	0.219 8	0.034 4
230	1.326 7	-46.583 0	-0.295 9	28.776 6	0.225 2	0.025 1
300	2.671 7	-37.420 5	-0.461 9	31.923 0	0.217 8	0.007 7
320	3.338 5	-105.014 5	-1.828 0	12.008 8	0.196 9	0.007 1
340	2.907 7	-87.128 0	-0.978 1	20.537 3	0.203 8	0.007 9

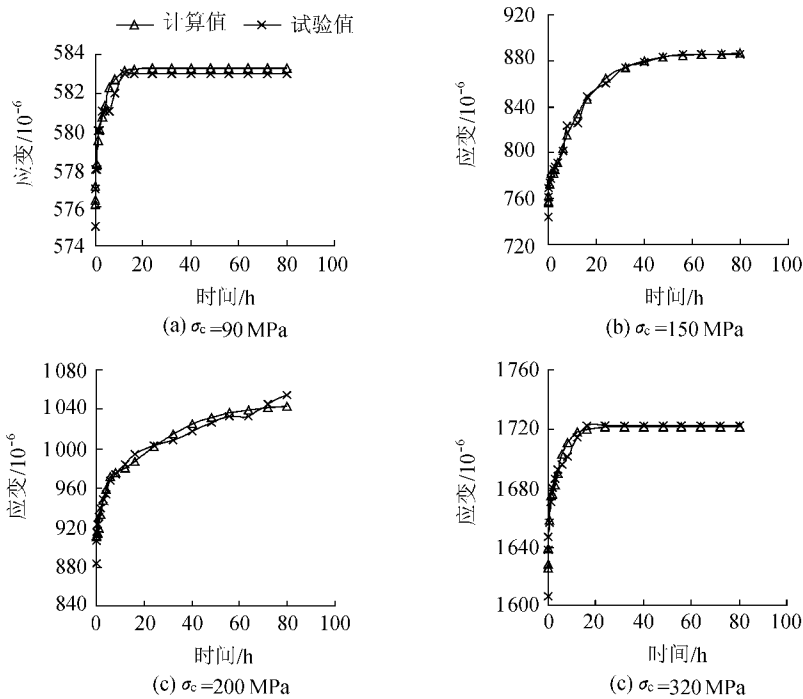


图 2 蠕变应变计算值与试验值的对比

Fig.2 Comparison between calculated value and experimental value of creep strain

4 结 语

本文利用粒子群优化算法全局寻优能力强的特点,针对其在搜索后期容易陷入局部最优的缺点,把混沌

的遍历性和粒子群优化算法结合起来,对粒子群优化算法进行了改进,提出了混沌粒子群优化算法.把混沌粒子群优化算法用于页岩蠕变本构模型非定常参数的反演,结果表明,采用混沌粒子群优化算法反演得到的参数计算出的蠕变应变计算值与试验测得的试验值比较一致.本文利用混沌粒子群优化算法来反演岩石蠕变模型的参数只是做了初步的研究和尝试,对于混沌粒子群优化算法的机理还有必要做进一步的研究,以使其能更好地为岩土工程的长期稳定性研究服务.

参考文献:

- [1] 孙钧.岩土材料流变及其工程应用[M].北京:中国建筑工业出版社,1999.
- [2] 王瑞彩,阮怀宁.试论岩石力学与土力学统一核理论模型[J].水利水电科技进展,2002,22(7):14-17.
- [3] 徐平,夏熙伦.三峡工程花岗岩蠕变特性试验研究[J].岩土工程学报,1996,18(4):63-67.
- [4] 宋飞,赵法锁,李亚兰.一种岩石损伤流变模型及数值分析[J].水利水电科技进展,2008,28(1):12-15.
- [5] 刘保国,孙钧.岩体流变本构模型的辨识及其应用[J].北方交通大学学报,1998,22(4):10-14.
- [6] 许宏发,陈新万.多项式回归间接求解岩石流变力学参数的方法[J].有色金属,1994,46(4):19-22.
- [7] 陈沅江,潘长良,曹平,等.基于人工神经网络的岩土流变本构模型辨识[J].中国有色金属学报,2002,12(5):1027-1034.
- [8] 刘杰,王媛.岩体流变参数反演的加速遗传算法[J].大坝观测与土工测试,2001,25(6):24-27.
- [9] 左红伟,冯紫良,田玉静,等.岩石弹黏塑性时效模型的遗传算法多参数辨识[J].岩石力学与工程学报,2002,21(增刊2):2527-2531.
- [10] 胡斌,冯夏庭,王国峰,等.龙滩水电站左岸高边坡泥板岩体蠕变参数的智能反演[J].岩石力学与工程学报,2005,24(17):3064-3070.
- [11] 黎剑华,刘优平,汪为巍.软岩非定常蠕变参数辨识[J].南昌工程学院学报,2006,25(1):33-37.
- [12] 苏国韶,冯夏庭.基于粒子群优化算法的高地应力条件下硬岩本构模型的参数辨识[J].岩石力学与工程学报,2005,24(17):3029-3034.
- [13] 丁志坤.岩石黏弹性非定常蠕变方程的参数辨识[D].济南:山东科技大学,2003.
- [14] EBERHART R C,SHI Yu-hui. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proceedings of Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001: 81-86.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

Back analysis of non-stationary parameters of rock creep model based on chaos particle swarm optimization algorithm

LI Zhi-jing¹, ZHU Zhen-de¹, ZHOU Wei-hua²

- (1. Geotechnical Research Institute, Hohai University, Nanjing 210098, China;
2. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The particle swarm optimization (PSO) algorithm has high capability in global optimization, a high rate of convergence and other advantages, including its lack of gradient information and simple solution process. But it is prone to provide a local optimum solution and bad initialization solution. Because of its ergodicity, the chaos mechanism was combined with the PSO algorithm, providing an improved PSO algorithm, the chaos particle swarm optimization (CPSO) algorithm. A case study shows that the CPSO algorithm is practical for the back analysis of non-stationary parameters of a rock creep model.

Key words: particle swarm; optimization algorithm; chaos mechanism; non-stationary parameter; rock creep constitutive model