

基于 HPSO 算法的岩石非定常蠕变本构模型辨识

刘文彬

(北京航天勘察设计研究院, 北京 100071)

【摘要】 复合微粒群优化(HPSO)是一类随机全局优化技术,具有搜索能力强、收敛速度快、搜索精度高的优点。针对岩石蠕变本构模型非定常参数的辨识问题,利用 FLAC 软件自带的 fish 语言实现了 HPSO 算法对非定常参数的辨识。该方法从非定常参数的随机值出发,以蠕变过程中试件变形的实验值与计算值的误差大小作为适应度函数来评价参数的品质,利用 HPSO 算法规则实现非定常参数的进化,搜索出全局最优的模型参数值,从而实现了岩石蠕变本构模型非定常参数的自适应辨识。利用该方法对页岩蠕变实验进行了仿真研究,与文[9]的结果对比发现:HPSO 算法用于岩石蠕变模型的非定常参数辨识是有效的,非定常参数的本构模型能更好的描述页岩的粘弹性变形性能。

【关键词】 岩石力学;蠕变本构模型;参数辨识;复合微粒群算法

【中图分类号】 U 452

【文献标识码】 A

doi:10.3969/j.issn.1007-2993.2011.04.002

Time-varying Creep Constitutive Model Identification of Rock Based on HPSO Algorithm

Liu Wenbin

Geotechnical Institute of Beijing Aerospace, Beijing 100071, China

【Abstract】 Hybrid Particle swarm optimization (HPSO) algorithm is a stochastic global optimization technique with many advantages, such as quick convergence, simple regulation and easy implementation. In order to determine the time-varying parameters of creep constitutive model of rock, in this article, a new method is presented using HPSO algorithm and fish language, which was contained in FLAC. At first, the stochastic values of parameters are initialized and the difference between the value computed and the datum measured during creep was regarded as fitness function to evaluate quality of the parameters. Then the parameters are updated continually using HPSO until the optimal parameters are found. Thus time-varying parameters of creep constitutive model of rock are identified adaptively during computation. Simulations was done for shale creep experiment, the results show that hybrid particle swarm optimization algorithm is effective in identifying the time-varying parameters of creep constitutive model of rock and viscoelastic characteristics of shale can be described better by using inconstant creep constitutive model.

【Key words】 rock mechanics; creep constitutive model; parameter identification; hybrid particle swarm optimization algorithm

0 引言

微粒群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是近年来发展较快的一种基于群智能的进化算法,可用于求解大量非线性、不可微和多峰值的复杂优化问题^[1-3]。虽然微粒群优化算法具有算法简单、需要调整参数少、全局寻优能力强等优点,但也存在收敛较慢、易陷入局部最优的缺陷。针对这一问题,本文在粒子速度进化方程中引入动态变

化的全局最优值和邻域最优值,形成复合粒子群优化(Hybrid Particle Swarm Optimization, HPSO)算法,将之用于岩石蠕变本构模型非定常参数的辨识,取得了较好的效果。

1 PSO 算法的改进

在 PSO 算法中,优化问题的每个潜在解都是微粒在搜索空间中的一个位置向量,待辨识参数分别对应于微粒位置向量的各个分量,解的品质用优化目标

函数值即适应度函数值来表示。算法起始阶段在搜索空间中按照均匀分布对微粒群进行初始化,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,微粒通过跟踪个体最优值(Pbest)和全局最优值(Gbest)实现进化。基本微粒群算法的两个进化方程见式(1)、式(2):

$$\begin{aligned} v_{ij} &= v_{ij} + c_1 r_1() (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2() (p_{gj} - x_{ij}) \\ x_{ij} &= x_{ij} + v_{ij} \end{aligned} \quad (1) \quad (2)$$

式中:下标 i 表示微粒 i ; j 表示微粒位置或速度向量的第 j 维分量; c_1 、 c_2 为加速度因子, c_1 调节微粒飞向自身最好位置方向的步长, c_2 调节微粒向全局最好位置飞行的步长。 $r_1()$ 、 $r_2()$ 为当前迭代步中在区间 $(0,1)$ 上服从均匀分布的两个互相独立的随机函数; p_{ij} 表示到当前迭代步为止微粒个体经历的最好位置; p_{gj} 表示到当前迭代步为止整个微粒群所经历的最好位置; x_{ij} 为粒子的位置矢量; v_{ij} 为粒子的位置矢量。

为了改善基本 PSO 算法的收敛性能, Y. Shi 与 R. C. Eberhart 首次在速度进化方程中引入惯性权重, 随后又提出动态调整惯性权重值的方法^[1], 文献^[4]提出了基于近邻因子的粒子群优化方法, Suganthan 针对其易陷入局部最优的缺点提出了一种局部版的 PSO 算法^[5]。

Gbest 模型具有收敛速度快的特点, 但若 Gbest 为某一局部最优, 则算法会陷入局部最优。而 Lbest 模型则有很强的全局搜索能力, 多个邻域的存在会产生多个可能最优的种子, 从而可以大大避免陷入局部最优的可能, 但收敛速度慢。良好的搜索策略应该是在搜索的初始阶段有较强的全局搜索能力, 尽可能多的发现可能最优的粒子, 而在搜索的后期则应具有较强的局部搜索能力, 提高收敛速率和精度。

因此, 结合局部版的 PSO 算法、增加惯性权重的 PSO 算法及基于近邻因子的 PSO 算法的优点, 在粒子速度进化方程中引入动态变化的全局最优值和邻域最优值, 从而形成了复合粒子群算法 (HP-SO)。此算法在 PSO 的速度更新方程中同时考虑了 Gbest 和 Lbest 的优缺点, 在搜索的初始阶段 Lbest 的权重大、Gbest 的权重小, 而随着进化的进行, 逐渐减小 Lbest 的权重而增大 Gbest 的权重, 这样就可以保证算法既有较强的全局搜索能力同时又有较好的收敛速率和精度。依据以上改进思路, 确定出 HPSO 算法粒子进化方程见式(3)、式(4):

$$v_{ij} = \omega v_{ij} + c_1 \times r_1() \times (p_{ij} - x_{ij}) +$$

$$r_2() \times (c_2 \times (l_{ij} - x_{ij}) + c_3 \times (p_{gj} - x_{ij})) \quad (3)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (4)$$

式中: ω 称为惯性权重, 其通常在 $[0.4, 1.8]$ 内随进化的进行逐步减小, 变化方程见式(5):

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times n}{N} \quad (5)$$

l_{ij} 表示微粒 i 邻域中最好的位置; $c_1 = 2$, $c_2 + c_3 = 2$, 要求 c_2 随进化的进行逐步减小, c_3 随进化的进行逐步增大, 这样 c_2 、 c_3 的设计方法有多种, 可以是线性变化的也可以是非线性变化的, 本文采用线性变化的形式, c_2 、 c_3 的计算见式(6)、式(7):

$$c_2 = 2 \times \frac{N-n}{N} \quad (6)$$

$$c_3 = 2 \times \frac{n}{N} \quad (7)$$

式中: n 为当前迭代次数, N 为最大迭代次数。式(3)中第一部分代表当前速度, 为微粒在搜索空间中飞行提供必要的动量。第二部分为认知部分, 代表微粒自身的思考, 促使微粒向个体最好位置 Pbest 飞行。第三部分为社会部分, 表示微粒之间相互协作和影响, 促使微粒开始时向邻域中的最好位置 Lbest 飞行, 尽可能的发现可能全局最优解, 而最后向全局最好位置 Gbest 飞行。

2 蠕变参数辨识模型描述

模型参数辨识就是利用实际量测得到的反映系统力学行为的某种物理量来推算模型的一些初始参数。在岩石的蠕变特性研究中, 实验中向试件施加的压力、蠕变时间看作输入, 实验中量测得到的试件变形和数值计算得到的试件变形看作输出, 蠕变本构方程中的弹性模量、粘滞系数等看作待辨识参数, 把实验量测值与数值计算值误差绝对值的总和定义为适应度函数。因此, 岩石蠕变参数的辨识模型见式(8):

$$y(t) = f(r, \theta) \quad (8)$$

其中, $y(t)$ 为系统输出, r 为系统输入, $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 为待辨识的参数, f 为线性或非线性函数。设系统模型和辨识模型在同一个输入信号 r 的作用下, 产生的输出分别为 $y(t)$ 和 $y_0(t)$, 若二者之间的误差为 e , 则适应度函数见式(9):

$$J = \sum_{t=1}^n |e| = \sum_{t=1}^n |y(t) - y_0(t)| \quad (9)$$

式中: n 表示所采样样本的个数。模型参数辨识的实质是用参数辨识算法去寻找使适应度函数 J 取到最小值的一组最优解。

3 基于 HPSO 算法的蠕变参数辨识

基于 HPSO 算法的优化思路,利用 FLAC^{3D} 自带的 fish 语言编制了优化计算程序,实现了蠕变参数的自适应辨识。该程序的具体步骤如下:

1)在整个粒子群中按照设定邻域的大小,根据微粒的随机序号进行邻域划分;

2)将每个微粒的初始值代入本构方程,计算每个微粒对应的应变值,进而求出相应的适应度函数值,适应度函数定义见式(10):

$$J = \sum_{i=1}^N |\epsilon_{i1} - \epsilon_{i2}| \quad (10)$$

式中: N 为总的观测次数, ϵ_{i1} 、 ϵ_{i2} 分别为第 i 次观测时原型与模型的输出值;

3)对每个微粒,将其适应度函数值与其经历过的最好位置 Pbest 进行比较,如果较优,则用当前的位置替换 Pbest,否则 Pbest 保持不变;

4)对每个微粒,将其适应度函数值与邻域中最好位置 Lbest 进行比较,如果较优,则用当前的位置替换 Lbest,否则 Lbest 保持不变;

5)对每个微粒,将其适应度函数值与全局最好位置 Gbest 进行比较,如果较优,则用当前的位置替换 Gbest,否则 Gbest 保持不变;

6)按照式(3)更新每个微粒的飞行速度;

7)判断微粒速度是否超出设定的最大速度 v_{max} ,如超出则取最大速度 v_{max} ;

8)按照(4)式更新微粒的位置;

9)如满足停止迭代条件(通常为足够好的适应度函数值或达到一个预设最大迭代次数)则停止迭代,并输出最优位置、最优适应度函数值、最优位置对应的样本值,否则返回 2。

4 岩石非正常蠕变本构模型的辨识

为验证 HPSO 算法的蠕变参数辨识性能,以上海同济大学夏才初等人利用 GFQ-I 单轴流变仪进行的页岩单轴压缩蠕变实验为例进行了数值计算^[6],计算中根据页岩蠕变变形的特点选用广义开尔文模型作为待辨识模型,其蠕变方程见式(11):

$$\epsilon = \sigma_0 \left[\frac{k_1 + k_2}{k_1 k_2} - \frac{1}{k_2} e^{-\frac{k_2}{\eta} t} \right] \quad (11)$$

结合文献[7,8]研究成果,广义开尔文模型中参数 k_1 不具有时效性,而参数 k_2 和 η 可以用蠕变时间 t 表示如下:

$$k_2(t) = x_1 + x_2 \exp(x_3 t) \quad (12)$$

$$\eta = \frac{k_2 t^{0.98}}{0.96 + 16.68 \exp(-0.22 \sigma)} \quad (13)$$

在用 HPSO 算法优化计算时,将 k_1 看成参数 x_4 ,则岩石蠕变的非正常本构模型可以写为:

$$\epsilon = \sigma_0 \left[\frac{x_4 + x_1 + x_2 e^{x_3 t}}{x_4(x_1 + x_2 e^{x_3 t})} - \frac{1}{x_1 + x_2 e^{x_3 t}} \exp(-0.96 t^{0.02}) \right] \quad (14)$$

式中: σ_0 、 ϵ 已知,故模型中共有 4 个参数需要利用反分析方法进行辨识,分别为 x_1 、 x_2 、 x_3 和 x_4 。HPSO 算法中粒子群规模为 20(即粒子数为 20),随机分为 4 个邻域,邻域规模为 5,待辨识的参数个数为 4; $c_1 = 2$, $c_2 + c_3 = 2$,且 c_2 随进化的进行逐步减小, c_3 随进化的进行逐步增大;惯性权重 w 取值范围为 $[0, 4, 1.8]$ 且随进化的进行按式(5)逐步减小;待优化参数的迭代初值分别取为 $x_1 = 5$ 、 $x_2 = 3$ 、 $x_3 = 31$ 、 $x_4 = 1$;最大迭代次数 N 的值为 10000;数据的采集间隔与实验相同,采样次数 $n = 20$,即每个蠕变实验过程采集数据 20 个,辨识结果见表 1:

表 1 非正常蠕变模型参数优化结果

σ /MPa	参数优化结果				函数值 适应度
	x_1	x_2	x_3	x_4	
9	4.85	3.10	-3.15	0.16	8.19
12	1.15	2.08	-0.65	0.18	26.89
15	0.60	1.26	-0.13	0.21	57.85
20	0.84	1.74	-0.19	0.23	92.40
23	0.80	3.32	-0.50	0.23	138.24
30	1.37	4.15	-0.22	0.22	39.95
32	1.75	2.11	-0.34	0.20	63.33
34	1.55	3.27	-0.37	0.21	86.11

整理非正常本构模型对页岩的蠕变实验拟合计算的结果,以 $\sigma = 12$ MPa 时为例的非正常本构模型参数优化过程简要见表 2。从参数优化过程来看,HPSO 算法在寻优的起始阶段具有较强的全局搜索能力,仅仅经过 1 次迭代计算就使得适应度函数值从 1979.83 减小到 1413.98,大约减小了 29%;在搜索最优值的后期阶段,HPSO 算法具有较强的局部搜索能力,提高了收敛的速率,保证了搜索的精度。不难发现, c_2 、 c_3 在算法中的动态变化起了作用,收到了预期的效果。

表 2 非正常本构模型参数优化过程

迭代步	x_1	x_2	x_3	x_4	适应度 函数值
1	1.315 4	3.000 7	-0.932 0	0.211 9	1 979.83
2	-20.710 2	-6.165 9	0.475 5	0.196 6	1 413.98

续表

迭代步	x_1	x_2	x_3	x_4	适应度函数值
15	-11.127 4	39.672 6	0.380 7	0.163 0	480.73
43	-1.906 8	11.698 6	2.672 3	0.176 2	391.11
58	-10.932 6	40.432 8	0.419 7	0.167 3	252.08
63	3.587 7	-9.137 1	0.549 5	0.169 3	209.29
110	-0.738 5	-0.866 8	1.123 0	0.169 7	184.49
200	-1.429 7	-0.815 9	0.773 6	0.169 4	169.63
403	-0.328 0	-0.715 9	0.927 8	0.166 1	147.14
609	-0.482 9	-0.865 4	1.057 1	0.166 4	111.64
717	-0.474 3	-0.893 0	1.075 6	0.166 5	111.30
798	0.446 6	-1.921 1	0.645 8	0.167 0	101.07
853	0.222 0	-1.780 4	0.529 0	0.166 8	89.11
896	1.144 6	2.660 0	-0.732 5	0.183 4	34.77
915	1.149 3	2.078 8	-0.652 8	0.183 4	27.03
938	1.149 3	2.078 9	-0.650 4	0.183 4	26.98

在迭代优化的过程中,参数 x_1 的变化范围为 -20.710 2~3.587 7,参数 x_2 的变化范围为 -40.438 2~3.000 7,参数 x_3 的变化范围为 -0.930 2~2.672 3,参数 x_4 的变化范围为 0.163 0~0.211 9。从参数的变化范围来看,HPSO 算法的寻优范围较广,在保证适应度函数值递减的前提下,参数在搜索初期的取值变化幅度很大且没有规律,这足以证明算法中邻域最优值的引入起到了避免使算法陷于局部最优的作用。

根据页岩单轴压缩蠕变实验、文献[9]用改进 PSO 算法计算得到的定常本构模型辨识结果及本文用 HPSO 算法计算得到的非定常本构模型辨识结果,可以绘制出不同应力条件下的页岩蠕变曲线。限于文章篇幅,仅以压应力大小为 12、23、30 和 34MPa 时的结果为例来对比验证 HPSO 算法的有效性以及在岩石蠕变本构模型中考虑参数时效特点的必要性,对比结果见图 1:

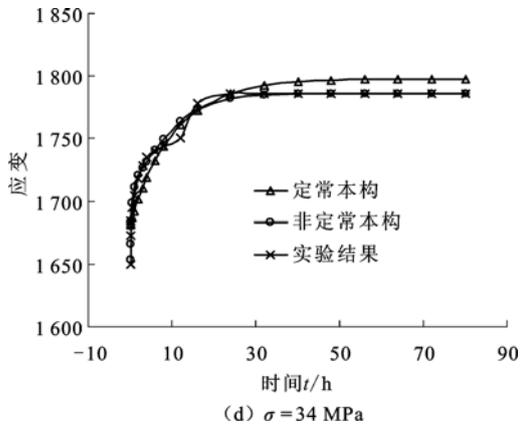
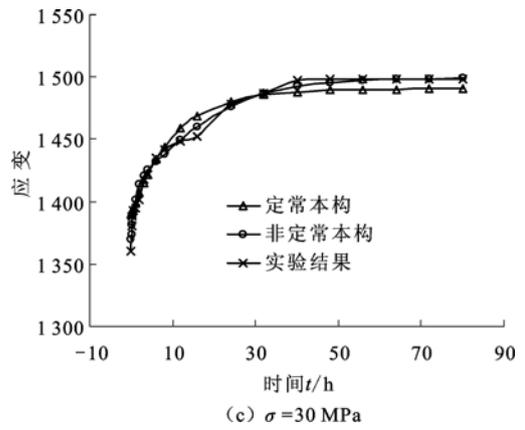
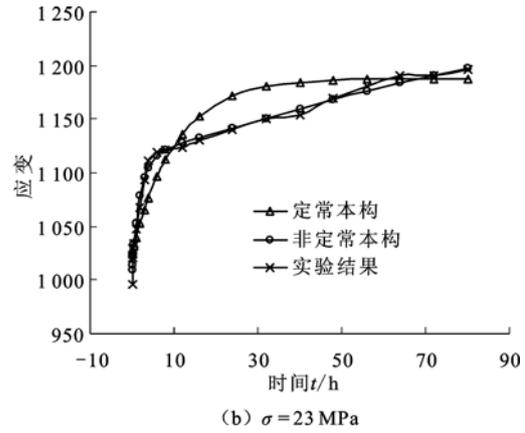
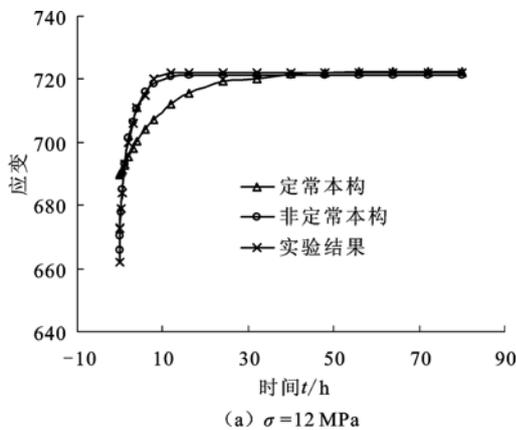


图 1 页岩的蠕变曲线

从图 1 可以看出,由非定常本构模型得到的蠕变曲线与岩石蠕变实验得到的蠕变曲线形状、走势都非常接近,整个蠕变过程中误差都相对较小;而由定常本构模型得到的蠕变曲线前半段对实验结果拟合较好,后半段只有 $\sigma = 12$ MPa 时有较理想的结果。相比而言,非定常本构模型能更准确的描述岩石的蠕变过程,特别是在蠕变的后期阶段,考虑蠕变参数随时间的变化更符合实际情况,因此拟合结果也就与实验结果更接近。

5 结 论

1) 考虑参数时间相关性的非正常蠕变本构模型能更好的描述页岩的粘弹性变形性能,其优越性在蠕变的后期阶段表现的更加明显。

2) 广义开尔文模型中参数 k_2 与时间成指数函数关系,其值随时间的增加而减小,最终收敛于某一极限值。

3) 粘性系数 η 也是随蠕变时间的变化而变化的参数,二者之间的关系比较复杂,总得来讲,粘性系数 η 随蠕变时间的增大而增大。

4) 不论是计算结果还是参数迭代过程都充分表明 HPSO 优化算法具有很强的全局搜索能力,既有较高的收敛速率又能充分保证搜索的精度。

参 考 文 献

- [1] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [A]. In: Proc. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1997, 303-308.
- [2] Eberhart R C, Shi Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources [A]. In:

Proc. Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001, 81-86. [3]

Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization [J]. Natural Computing, 2002, 1 (2/3):235-306.

- [4] 田谦益. 粒子群优化算法及其在非线形系统辨识中的应用[D], 昆明云南大学, 2005.
- [5] Suganthan, P. N. Particle swarm optimizer with neighborhood operator. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1999 pp.1958-1962. IE EE Service Center, Piscataway, NJ, 1999.
- [6] 夏才初, 钟时猷. 岩石流变性尺寸效应的探讨. 中南矿业学院学报, 1989, 20(2):128-135.
- [7] 丁志坤. 岩石粘弹性非正常蠕变方程的参数辨识, 青岛山东科技大学, 2003.
- [8] 陈沅江. 岩石蠕变的本构模型及其智能辨识研究 [D]长沙: 中南大学博士论文[D], 2003.
- [9] 刘文彬, 刘保国, 等. 基于改进 PSO 算法的岩石蠕变模型参数辨识[J]. 北京交通大学学报, 2009, 33(4): 140-143P.

收稿日期: 2011-05-19

(上接第 167 页)

- [6] 赵克勤. 集对分析及其初步应用[M]. 杭州: 浙江科技出版社, 2000.
- [7] 赵克勤. 集对分析的不确定性系统理论在 AI 中的应用[J]. 智能系统学报, 2006, 1(2).
- [8] 汪新凡, 杨小娟. 基于联系数贴近度的区间数多属性决策法[J]. 数学的实践与认识, 2008, 38(3).
- [9] 汪新凡. 基于三元联系数的不确定多属性决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(12)
- [10] 叶跃祥, 靡仲麦, 王宏宇, 等. 一种基于集对分析的区间数多属性决策方法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(9).
- [11] 刘秀梅, 赵克勤. 基于联系数复运算的区间数多属性决

策方法及应用[J]. 数学的实践与认识, 2008, 38(3).

- [12] Chen C T. Applying linguistic decision-making method to deal with service quality [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-based Systems, 2001, 9 (S).
- [13] Chen S M. Fuzzy group decision making for evaluating the risk of aggregative risk in software development [J]. Fuzzy and systems, 2001, 118 (1).
- [14] 余国祥. 对联系数中的不确定数 i 的研究[J]. 辽宁师范大学学报(自然科学版), 2002, 25(4).

收稿日期: 2011-05-26