

基于自适应混合遗传算法的 岩石类材料动态参数反演

翟越^{1,2}, 赵均海²

(1 长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054; 2 长安大学 建筑工程学院, 陕西 西安 710061)

摘要: 将多元函数的下山单纯形法嵌入遗传算法, 加强了算法的局部搜索能力, 并且将交叉概率、变异概率以及局部搜索概率改进为随遗传个体的适应度值改变和进化代数的增加而调整的自适应型。在此基础上针对岩石类材料的特性, 将数值计算值与冲击压缩实验结果之间的相对均方差作为适应度函数, 编制了反演分析算法来确定岩石类材料考虑损伤的非线性动态本构模型的待定特征参数。结果表明: 由动态本构方程得到的再生应力-应变曲线与实验曲线之间具有较好的一致性, 从而验证了该反演分析方法是合理可行的以及动态本构模型对于岩石类材料的适用性。

关键词: 自适应混合遗传算法; 岩石类材料; 非线性动态本构方程; 特征参数

中图分类号: TU452 文献标志码: A 文章编号: 1672-6561(2008)03-0286-06

Inverse Analysis of Dynamic Parameters of Rock Materials Based on Adaptive Hybrid Genetic Algorithms

ZHAI Yue^{1,2}, ZHAO Jun-hai²

(1 School of Geological Engineering and Surveying, Chang'an University, Xi'an 710054, Shaanxi China; 2 School of Civil Engineering, Chang'an University, Xi'an 710061, Shaanxi China;)

Abstract The hybrid genetic algorithms is composed with the down hill optimization methods embedded in basic genetic algorithms by coding in real number, so capabilities of the local search are enhanced. The crossover probability and mutation probability of the genetic algorithms can be adjusted with the change of fitness functions of individuals. Furthermore, the local search probability is changed with the progress of generations. Characteristic parameters of the nonlinear dynamic constitutive model of granite and concrete are ascertained by the inverse analysis method based on the adaptive hybrid genetic algorithms. The results indicate that the calculated stress-strain curve matches with the experiment curve, and the approach presented here satisfactorily accounts for the features of dynamics of rock and other brittle materials.

Key words: adaptive hybrid genetic algorithms; rock materials; nonlinear dynamic constitutive model; characteristic parameters

0 引言

在岩石类材料的变形和受力状态分析中, 如何恰当地估计力学模型中的特征参数成为岩石力学研究的难题之一。随着计算机技术在力学研究中

的广泛应用和发展, 在变形实验观测信息的基础上, 采用反演分析方法可以较为可靠地确定出材料的弹塑性力学参数, 所得结果能够使材料的变形和受力情况的理论计算值与实验观测值较好的一致, 在岩石工程领域中取得了很多成果^[1-4]。

收稿日期: 2007-12-10

基金项目: 教育部博士点基金项目(20040710001)

作者简介: 翟越(1975-), 男, 陕西西安人, 讲师, 工学博士研究生, 从事强度理论及材料特性研究。E-mail: zhaiyue75@yahoo.com.cn

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

以往基于传统优化方法的反演方法,其分析结果严重依赖于参数的初值,寻优过程极易陷入局部最优值,优化过程数值稳定性差,特别是当待求参数数目增加时,计算效率大幅降低,甚至会导致搜索不收敛。近年来,一类基于生物学、物理学和人工智能的具有全局优化性能、鲁棒性强、适用性强并且适于并行处理的现代启发式算法得到了快速发展。这些算法中,尤其是以遗传算法为核心的智能化反分析方法将岩石力学参数反演问题归结为非线性多峰函数的最优化问题的求解,克服了传统优化法难于求得全局最优的困难,为岩石力学参数确定提供了可靠而有效的途径,因此应用最为广泛。张治强^[2]运用遗传神经网络算法对边坡破坏模型中的待定参数进行了反演分析,进而讨论了岩石力学经验建模的唯一性问题;Sankar^[3]根据跨孔地震断面图,建立了基于遗传算法的地震波速反演方法;王媛^[4]利用水头实测资料,以坝基材料的相对渗透系数为待反演的参数向量,提出了一种求解相应参数问题的新型混合遗传算法,成功地确定出重力坝坝基岩体的相对渗透系数。

笔者将多元函数的下山单纯形法嵌入自适应遗传算法建立了新型的混合算法,在此基础上,针对岩石类材料动态力学特性,以考虑损伤弱化因子和应变率强化因子的非线性弹性动态本构模型作为反分析目标函数,编制了反演分析算法来确定模型中的待定特征参数。结果证明该反演算法的参数识别能力强,效率更高,精确度更好,而且算法只利用函数值进行搜索,因而适用范围更广。该方法适用于各种岩石类脆性材料本构关系的研究,为确定材料力学特性提出了一个可靠的分析方法。

1 基于下山单纯形法的自适应混合遗传算法

1.1 基于下山单纯形法的混合遗传算法

由于遗传算法的结构是开放式的,与问题无关,所以容易和其他算法结合,因此保留传统算法局部搜索能力和遗传算法全局搜索的优点,将两者融合起来,构成一种新的混合遗传算法,是提高遗传算法运行效率和求解质量的一种有效手段。这里将多元函数的下山单纯形法嵌入遗传算法,从而建立一种效率更高的混合遗传算法。下山单纯形法可用来求解多元函数的极小值点,该方法中只得到了函数值,不需要计算目标函数的导数。其特点

是稳定性好,准备时间短,适用范围较广,在搜索开始阶段效率较高,但在实验点接近极小值点时速度会明显变慢,因而它更常用于搜索的开始阶段。对于问题的变量个数较少、精度要求不高的情形,它常常是很好的方法。

笔者采用单纯形法的具体做法是^[5]:选定一个初始单纯形,计算出它的 $N+1$ 个顶点 $x^{(i)}$ ($i=1, 2, \dots, N+1$), 计算函数 $f(x)$ 在 $N+1$ 个定点上的值,找到最小值 $f(x^{(L)})$ 、最大值 $f(x^{(H)})$ 和次大值 $f(x^{(G)})$, 对于求极小值点的问题,显然认为 $x^{(L)}$ 是最好的点, $x^{(H)}$ 是最坏的点, $x^{(G)}$ 是次坏的点;保留最好的点 $x^{(L)}$, 用一个比较好的点 $x^{(N)}$ 去代替最坏的点 $x^{(H)}$, 如果 $f_N < f_H$, 则 $x^{(N)}$ 比 $x^{(H)}$ 好, 用 $x^{(N)}$ 代替 $x^{(H)}$ 得到一个新的单纯形。上述过程可重复进行下去, 当

$$2 |f(x^{(H)}) - f(x^{(L)})| / (|f(x^{(H)})| + |f(x^{(L)})|) < \epsilon \quad (1)$$

迭代停止, 即若迭代次数超过制定的最大允许值 ϵ , 停止迭代。

将下山单纯形法作为局部搜索算子嵌入遗传算法中, 在每次繁殖产生新的子代中, 要以一定概率进行线性搜索运算。混合遗传算法中的交叉算子和变异算子的作用是宏观搜索, 处理的是大范围搜索问题, 而下山单纯形法的作用是极值局部搜索, 即微观搜索, 处理的是小范围搜索和搜索加速问题。

1.2 自适应遗传算法

简单遗传算法中的交叉概率和变异概率是一个常数, 目前许多学者认识到这些参数需要随着遗传进程而自适应变化, 这种有自组织性能的遗传算法具有更高的鲁棒性、全局最优性和效率。Srinivas 等^[6]提出一种 p_c 、 p_m 随父串的适合度自适应变化的新方法, 进行了详细的理论分析和广泛的实验研究, 结果显示该方法在非线性和多模型问题的优化中性能优异。在今后的研究中, 遗传算法结构、基因操作和参数都会向自组织的形式发展。文中交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的自适应选取方法分别如下

$$p_c = \begin{cases} p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f' - f_{av})}{f_{max} - f_{av}} & f' \geq f_{av} \\ p_{c2} & f' < f_{av} \end{cases} \quad (2)$$

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(f - f_{av})}{f_{max} - f_{av}} & f \geq f_{av} \\ p_{m2} & f < f_{av} \end{cases} \quad (3)$$

式中: p_{c1} 和 p_{c2} 分别为交叉概率上限和下限; p_{m1} 和 p_{m2} 分别为变异概率上限和下限; f_{max} 为种群中个体的最大适应度; f_{av} 为种群中的平均适应度; f' 为待交叉的两个个体中较大的适应度值; f 为待变异个体的适应度值。采用自适应选取方法, 对于大适应度的个体, 赋予较小的交叉和变异概率加以保存, 而对于小适应度的个体, 则赋予大的交叉和变异概率使其在竞争中逐渐被淘汰。

由于下山单纯形法在搜索开始阶段效率更高一些, 在接近极小值时速度会明显变慢, 因此对于局部搜索概率, 在迭代的初期, 需要较大的下山法搜索概率对现有中间解产生足够大的扰动, 从而增加遗传算法的局部搜索能力; 相反, 在迭代的末期, 则需要较小的下山法搜索概率以保证较好的搜索效率。基于这一要求, 采用如下随遗传代数变化的自适应调整搜索概率

$$p_{down} = \begin{cases} \frac{p_{dmax} t_{max}}{t_{max} + t} & p_{down} > p_{dmin} \\ p_{dmin} & p_{down} \leq p_{dmin} \end{cases} \quad (4)$$

式中: p_{down} 为 t 代的搜索概率; p_{dmax} 为最大搜索概率; p_{dmin} 为最小搜索概率; t_{max} 为最大遗传代数。

1.3 反演算法的描述与标定

基于自适应混合遗传算法的反演分析算法用计算机语言 C++ 编写, 实现方法分几方面。

(1) 编码。采用实数编码, 每个个体用一个 n 维的实向量表示, 即 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$; 其中, $a_i \leq x_i \leq b_i (i=1, 2, \dots, n)$, 定义种群中的任一个体 $x_{ji} = \text{IND}[j] \cdot \text{chrom}[i] \times (b_i - a_i) + a_i, j=1, 2, \dots, N$ 。

(2) 个体评价。根据非线性参数估计的优化要求, 建立个体适应值函数, 该函数表示计算值和实验值的残值均方差值

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [y(x) - y(i)]^2 / (n - n_{numbers}) \quad (5)$$

式中: $y(x)$ 为由实验数据 $x(i)$ 代入包含待求解参数的目标函数所得的计算值; $y(i)$ 为实验测得值; n 为实验数据个数; $n_{numbers}$ 为待求参数个数。对种群中的个体, 计算并记录每个个体的适应度值。

(3) 选种。采用的选择算子是有退还的随机比例选择算子, 即赌盘选择。为了避免算法出现过早收敛和停滞现象, 在程序中将个体的适应度值正则化, 并进行了排序, 因此其实际上相当于线性排名选择算子。

(4) 杂交。为了维持种群的多样性和避免算法

过早收敛, 采用近邻配对原则。假设 $P(X) > p_c$ (p_c 为自适应杂交概率), 则接近邻配对原则选出的两个父代个体为 Parent[1] 和 Parent[2], 其子代个体为 Child[1] 和 Child[2], 采用整体算术杂交: 先生成 n 个 (0, 1) 区间的随机数 a_1, a_2, \dots, a_n , 则

$$\text{Child}[1] \cdot \text{chrom}[i] = a_i \text{Parent}[1] \cdot \text{chrom}[i] + (1 - a_i) \text{Parent}[2] \cdot \text{chrom}[i] \quad (6)$$

$$\text{Child}[2] \cdot \text{chrom}[i] = a_i \text{Parent}[2] \cdot \text{chrom}[i] + (1 - a_i) \text{Parent}[1] \cdot \text{chrom}[i] \quad (7)$$

式中: Child[1] · chrom[i] 为子代染色体; Parent[1] · chrom[i] 为父代染色体; $i=1, 2, \dots, n$ 。

(5) 变异。根据每个个体的入选概率 $P(X_k)$, 对于 $P(X_k) > p_m$ (p_m 为自适应变异概率) 的个体, 随机选择其某一位基因 j 进行突变

$$\text{Child}[j] \cdot \text{chrom}[i] = a[j] + \alpha (b[j] - a[j]) \quad (8)$$

式中: $a[j]$ 、 $b[j]$ 分别为参数的上下限, α 为 (0, 1) 区间的随机数。

(6) 算法终止准则: 当进化代数达到最大进化代数 G 时算法终止。

图 1 给出基于遗传算法材料参数辨识系统的基本流程。

在对岩石类材料的动态特性进行反演分析之前, 有必要先对所建立的自适应混合遗传算法进行标定, 以确保算法的有效性和精确性。所选择的计算实例是用反演算法对 5 种不同的生长模型分别进行非线性参数估计, 并与已知结果进行比较。自适应混合遗传算法的参数取值为: 杂交概率 p_c 在 60% ~ 90% 区间随着个体适应度值大小而变化; 变异概率 p_m 在 1% ~ 15% 区间随着个体适应度值大小而变化; 局部搜索概率 p_d 在 1% ~ 10% 区间随着遗传代数的增加而递减; 为了与现有文献[7~9] 计算结果比较, 种群规模 N 和最大进化代数 G 分别取值为 50、2 000。标定用的输入和输出数据选用文献[7] 中

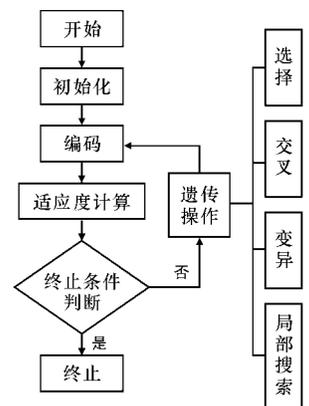


图 1 基于自适应混合遗传算法的材料动态特性反分析系统
Fig. 1 Inverse Analysis System Based on Hybrid GA for Characteristic of Materials

的一组数据, 见表 1。

表 1 反分析算法标定数据

Tab. 1 Standardization Data of Inverse Analysis Method

输入数据	9	14	21	28	42	57	63	70	79
输出数据	8.93	10.80	18.59	22.33	39.35	56.11	61.73	64.62	67.08

文中非线性回归参数估计分析所得结果是在进行 5 次随机计算所得到的最好结果, 与文献[7] 采用的 Gauss-Newton 法、文献[8] 中的序贯法以及文献[9] 给出的简单遗传算法的结果分别列于表 2。

通过比较可知, 本文混合自适应遗传算法的计

表 2 本文生长模型参数估计结果与文献[7-9] 中结果

Tab. 2 Estimation of Parameters on Growth Models in This Paper and Literatures[7-9]

模型	公式	(θ, σ^2) 计算值 ^[9]	(θ, σ^2) 计算值 ^[8]	(θ, σ^2) 计算值 ^[7]	(θ, σ^2) 本文计算值
Gompertz	$f(x) = \alpha \exp(-\exp(\beta - \gamma x))$	82 821 014 4	82 832 19	82 83	82 822 6
		1 223 820 33	1 223 71	1 224	1 223 85
		0 037 083 08	0 037 07	0 037	0 037 083 5
		3 632 329 0	3 632 33	3 64	3 632 32
Logistic	$f(x) = \alpha / (1 + \exp(\beta - \gamma x))$	72 462 005 62	72 462 24	72 46	72 460 5
		2 618 009 81	2 618 08	2 618	2 618 17
		0 067 357 93	0 067 36	0 067	0 067 363 6
		1 342 751 34	1 342 753 8	1 387 9	1 342 75
Richards	$f(x) = \alpha / (1 + \exp(\beta - \gamma x))^{\delta}$	69 567 283 63	69 628 62	69 62	69 622 5
		4 295 349 12	4 250 47	4 255	4 254 52
		0 089 889 00	0 089 24	0 089	0 089 297 3
		1 742 815 97	1 721 85	1 724	1 723 81
MMF	$f(x) = (\beta \gamma + \alpha x^{\delta}) / (\gamma + x^{\delta})$	1 210 035 515	1 209 822 9	1 231 95	1 209 82
		80 953 369 8	80 953 73	80 96	80 959 1
		8 897 623 06	8 896 19	8 895	8 894 11
		49 647 765 625	49 650 810 82	49 577 0	49 554
Weibull	$f(x) = \alpha - \beta \exp(-\gamma x^{\delta})$	2 828 353 6	2 828 413 7	2 828	2 827 88
		2 711 434 9	2 711 436 9	2 711 44	2 711 43
		69 957 733 15	69 958 74	69 96	69 957 2
		61 684 425 35	61 687 04	61 68	61 683 51
		0 000 100 20	0 000 100 3	0 000 100	0 000 100
		2 377 640 25	2 377 4	2 378	2 377 61
		1 675 176 048 3	1 675 178 5	1 675 234	1 675 03

注: θ 为 (α, β, γ) 或 $\theta(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$; σ^2 为残值均方差

算结果精度较好, 而且由于局部搜索能力的加强, 从计算过程可见其计算效率较基本遗传算法高。而序贯法的估计效率与初始领域的选取及每一次迭代时领域加细的精度密切相关, Gauss-Newton 法每一次迭代时都要计算偏导数矩阵, 因而其收敛时间较长。

2 岩石类材料动态本构模型反演分析

岩石类材料动态本构方程的特征参数反演分析方法可以表述为: 在已知一个合理的材料力学模型和有效的岩石类材料动态实验的应力应变数据条件下, 用一部分实验数据(应变)作为输入数据代入目标函数(本构方程)得出计算数据, 另一部分实

验数据(应力)作为目标值用来确定与计算数据之间的适应度大小; 参数识别过程实际上是一种误差最小化的进化过程, 在具体算法中就是个体适应度函数的最小化。本文的实验数据采用花岗岩和混凝土在改进 SHPB 装置上进行的中高应变率冲击荷载作用下的动态应力与应变^[10]。由于实验数据是反演分析的基础, 因此它决定着分析结果的可靠性。本次实验分别在 3 组不同的应变率(10~100 s⁻¹) 下进行, 为了取得较好的实验资料, 每组分别进行了 3~5 次实验。

2.1 反演算法的目标函数及运行参数

本文反演分析的目标函数为岩石类材料考虑损伤的非线性弹性动态本构方程。该本构方程是在广泛

应用于混凝土有限元分析中的非线性弹性本构模型^[1]基础上,为了研究岩石类材料在动荷载作用下的力学特性,利用应变率强化因子考虑应变率相关性,并采用考虑门槛值的统计损伤弱化因子改造而成

$$\sigma = \frac{E_0 R_d \epsilon}{1 + B \left(\frac{\epsilon}{\epsilon_f} \right) + C \left(\frac{\epsilon}{\epsilon_f} \right)^2} \leq \sigma_s \quad (9)$$

$$\sigma = \frac{E_0 w R_d \epsilon}{1 + B \left(\frac{\epsilon}{\epsilon_f} \right) + C \left(\frac{\epsilon}{\epsilon_f} \right)^2} \geq \sigma_s$$

式中: $R_d = 1 + \lambda \log(\dot{\epsilon})$ 为应变率强化因子; $w = \exp\left[-\frac{\epsilon^m}{a}\right]$ 为分布函数; σ_s 和 ϵ_f 分别为损伤应力门槛值和峰值应力对应的应变,可由实验结果分析得到。上述本构方程中包含初始弹性模量 E_0 ; 分布函数参数 m 、 a ; 材料参数 B 、 C 以及应变率影响系数 λ 共 6 个未知参数。适应度函数为通过目标函数计算所得应力值和实验应力值的均方差

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{n-1} \{ [\sigma(x) - \sigma_i] / \sigma_i \}^2 / (n - n_{\text{numbers}}) \quad (10)$$

式中: $\sigma(x)$ 为由利用实验测得的应变 ϵ_i 代入目标函数(本构模型)所得的计算应力值; σ_i 为实验测得的应力值; n 为实验数据个数; n_{numbers} 为待求参数个数。

反演分析程序中主要运行参数的确定对反演分析的效率和精度有很大的影响。对于一个具体的问题,要想获得最优的参数设置,可以采取两种方法:其一是进行试算,对参数在一定区间上按一定的间隔取有限值,比较每种不同组合下反演算法的计算性能,选取最优者;其二是将控制参数的选取视为一个以这些参数为优化变量的优化问题,通过求解该优化问题来优选这些参数。显然这两种方

表 5 非线性弹性动态本构模型反演分析结果

Tab. 5 Analysis Results of Nonlinear Elastic Constitutive Model

试件及编号	应变率/ s^{-1}	弹性模量/GPa	应变率影响系数	分布系数				方差 σ^2
				a	m	B	C	
花岗岩 G5	50	56 779	0 486 105	1 709 90.0	0 004 999 39	1 593 18.2	789 02 $\times 10^{-6}$	0 027 648 3
花岗岩 G21	75	59 808 7	0 511 458	1 709 86.0	0 004 999 01	1 618 92.3	948 73 $\times 10^{-8}$	0 016 860 5
花岗岩 G24	97	60 524 3	0 435 385	1 729 92.0	0 005 198 38	1 186 76.3	934 84 $\times 10^{-6}$	0 049 694 2
混凝土 C09	87	25 127 1	0 487 98	1 819 89.0	0 008 093 51	3 764 12.8	203 51 $\times 10^{-6}$	0 034 011 5
混凝土 C19	194	23 785 7	0 403 95	1 448 96.0	0 001 147 33	3 748 22.5	454 3 $\times 10^{-5}$	0 019 308
混凝土 C01	260	22 448 4	0 510 13	1 742 31.0	0 002 535 54	2 901 36.9	442 29 $\times 10^{-5}$	0 044 805 7

由反演分析计算结果可以发现,在不同应变率下,本构模型中的特征参数差异较大,这是由于岩石类材料的不同矿物颗粒及微结构等固有特征对

法的计算量都很大,实际计算中很少采用,一般情况下,这些参数的选取都是根据大量原始实验数据按经验选取。本算法主要运行参数的选取如表 3。

表 3 混合遗传算法的关键参数

Tab. 3 Key Parameters of Hybrid Genetic Algorithm

编码类型	实数编码
群的大小	300
最大遗传代数	3 000
自适应局部搜索率/%	1~10
自适应交叉率/%	60~90
自适应变异率/%	1~15
终止条件	代数=最大遗传代数

为进一步提高反演程序的计算精度和效率,可从岩石类材料其他实验和理论分析成果中初步确定本构方程中待定参数大致取值范围,见表 4。

表 4 岩石类材料本构方程的待定参数取值范围

Tab. 4 Range of Non-Designated Parameters in Constitutive Functions of Rock Materials

参数	取值范围
分布参数 m	在 1 附近变化
分布参数 a	介于峰值应力对应的应变与平均应变之间
应变率影响系数 λ	0.0~1.0
Bukit Timah 地区的花岗岩 初始弹性模量/GPa	50~90
混凝土的初始弹性模量/GPa	10~40

2.2 岩石类材料动态本构方程反演分析结果

在上述运行参数和本构方程特征参数取值范围的基础上,基于自适应混合遗传算法,分别对花岗岩和混凝土考虑损伤的线弹性动态本构模型进行反演分析,确定出来的特征参数和均方差如表 5。

于材料力学特性及应变率相关性的影响造成的^[12]。针对岩石类材料动态特性,要想提出一个统一参数的模型难以实现,因此,笔者认为在建立本构模型

通式的基础上, 针对每一研究对象应用反演分析法确定相应的特征参数是行之有效的, 也是必要的。

利用已经确定的花岗岩和混凝土的动态本构

方程计算得到的再生应力应变曲线和实验应力应变曲线的比较如图 2、3。

通过对实验和再生应力应变曲线图的比较分

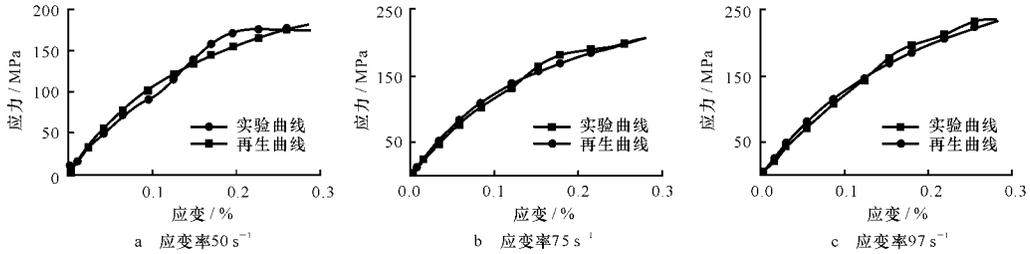


图 2 花岗岩非线性弹性动态应力-应变再生曲线与实验曲线

Fig. 2 Experiment and Reconstituted Strain-Stress Curve of Granite Under Different Strain Rates

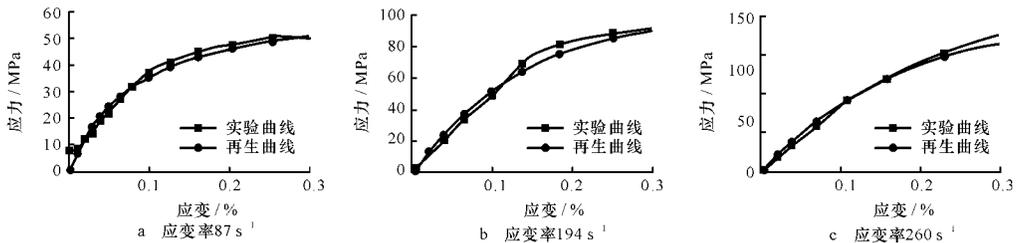


图 3 混凝土非线性弹性动态应力-应变再生曲线与实验曲线

Fig. 3 Experiment and Reconstituted Strain-Stress Curve of Concrete Under Different Strain Rates

析, 可以发现, 花岗岩和混凝土考虑损伤的非线性弹性动态本构模型的计算结果与利用 SHPB 系统测试的实验结果有较好的一致性, 从而验证了反演算法能够合理地确定出动态本构方程的待定参数, 为岩石类材料的动态特性研究提供了一种有效的研究方法, 并且证明了所用本构模型对岩石类材料的适用性。

3 结语

(1) 将下山单纯形法嵌入自适应遗传算法编制了反演算法, 通过计算实例验证了该算法对于非线性方程参数识别的有效性和合理性, 与基本遗传算法相比表明, 在克服早熟问题上有一定改进, 而且其计算效率和收敛精度都有较大提高。

(2) 利用反演算法和动态实验结果对岩石类材料非线性弹性动态本构模型经过反分析, 确定出了本构模型中的特征参数。通过与实验曲线比较, 进一步证明了该自适应混合遗传算法的参数识辨能力以及考虑损伤的非线性弹性动态本构模型的适用性。

参考文献:

[1] 王芝银, 李云鹏. 地下工程位移反分析法及程序[M]. 西安: 陕西科学技术出版社, 1993.

[2] 张治强, 冯夏庭, 杨成祥, 等. 非线性位移时间序列分析的遗传神经网络方法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 1999, 20(4): 422-425.

[3] Sankar K N. Velocity Inversion in Cross-hole Seismic Tomography by Counter-propagation Neural Network, Genetic Algorithm and Evolutionary Programming Techniques[J]. Geophys J Int, 1999, 138(1): 108-124.

[4] 王媛, 刘杰. 重力坝坝基渗透参数进化反演分析[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(5): 552-556.

[5] 何光渝. Visual C++ 常用数值算法集[M]. 北京: 科学出版社, 2002.

[6] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive Probabilities of Crossover and Mutations in Gas[J]. IEEE Trans on SMC, 1994, 24(4): 656-667.

[7] Ratkowsky D A. Nonlinear Regression Modeling: A Unified Practical Approach[M]. New York: Marcel Dekker, 1983.

[8] 方开泰, 张金廷. 非线性回归模型参数估计的一个新算法[J]. 应用数学学报, 1993, 16(3): 366-377.

[9] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. 演化算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.

[10] 翟越, 马国伟, 赵均海, 等. 花岗岩和混凝土在冲击荷载下的动态性能比较研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(4): 762-768.

[11] 江见鲸. 钢筋混凝土结构非线性有限元分析[M]. 西安: 陕西科学技术出版社, 1994.

[12] 翟越, 马国伟, 赵均海, 等. 花岗岩在单轴冲击压缩荷载下的动态断裂分析[J]. 岩土工程学报, 2007, 29(3): 385-390.