

# JC 本构参数反求中的自适应微型遗传算法

熊渊博<sup>\*1,2</sup>, 程绍清<sup>2</sup>, 韩旭<sup>2</sup>

(1. 四川大学 建筑与环境学院, 成都 610065; 2. 湖南大学 机械与运载工程学院, 长沙 410082)

**摘要:** 提出自适应微型遗传算法, 使种群的交叉和变异概率可以根据适应度的大小自我调节, 该算法经过了测试函数的测试。本文以 JC(Johnson-Cook) 本构模型描述的高导无氧铜材料为例, 集成运用该算法和有限元方法来反求 JC 动态本构参数。结果表明, 该方法提高了收敛速度和搜索效率, 能够快速地从获取参数。

**关键词:** 反求; JC 本构; 自适应; 微型遗传算法

**中图分类号:** TD235; TP30 **文献标志码:** A

## 1 引言

研究材料在冲击载荷下的高速变形和动态破坏基本规律的材料动力学是当前力学性能研究领域比较活跃的方向之一<sup>[1]</sup>。随着科学技术的发展, 特别是计算机技术的不断发展, 数值模拟方法正发挥着越来越大的作用。在数值模拟研究中, 各种条件下准确的材料模型参数是进行相关研究的基础, 材料的静态力学性能和蠕变性能均可按相应的国家标准进行测试; 而材料的动态力学性能测试还没有国标, 也未形成相应的规范, 这就使得不同研究单位测得的同种材料动态力学性能参数可能不同。为了准确地描述材料动态力学性能, 开展对材料本构模型参数的确认研究是很有必要的。

为了反求 JC 本构参数, 提出改进自适应微型遗传算法 I $\mu$ GA(Improved Adaptive Micro-Genetic Algorithm)。这是一种具有高效收敛速度的优化反演方法, 是在具有较强局部搜索能力的微型遗传算法<sup>[2]</sup>  $\mu$ GA(Micro-Genetic Algorithm)基础上引入自适应策略, 其交叉和变异概率可以自动变化, 有效提高了收敛速度和搜索效率。

## 2 自适应微型遗传算法

微型遗传算法又称为小种群遗传算法, 是遗传算法(GA)的拓展和改进。与传统的遗传算法相比, 其可以避免在搜索过程中出现“早熟”现象, 并能更快和更好地搜索到最优区域, 找到最优解, 因

此  $\mu$ GA 在工程实践中得到广泛应用。

De Jong<sup>[3]</sup> 分析了不同参数对遗传算法性能的影响, 指出主要的影响参数有种群数目、交叉概率和变异概率。 $\mu$ GA 仅采用了选择算子和交叉算子而省去了变异算子, 虽然采用了重启动策略有效增加了种群中个体的多样性, 但其交叉概率一般凭经验选择固定数值, 运算过程中不再改变, 而交叉和变异概率的选择直接影响算法的好坏, 因此在不同运算阶段采用同样的交叉和变异概率显然是不理想的。

1994 年, M Srinivas<sup>[4]</sup> 教授最早将自适应策略应用到遗传算法中, 使种群的交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  可以根据种群中个体适应度的大小, 自适应调节其值, 从而达到改善遗传算法性能的目的。若种群的最大适应度为  $fit_{max}$ , 平均适应度为  $fit_{ave}$ , 单一个体的适应度为  $fit$ , 交叉双方适应度较大者的适应度为  $fit'$ , 则该种群的交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  可表示为<sup>[4]</sup>:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{fit_{max} - fit'}{fit_{max} - fit_{ave}}, & fit' \geq fit_{ave} \\ k_3 & fit' < fit_{ave} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} k_2 \frac{fit_{max} - fit'}{fit_{max} - fit_{ave}}, & fit \geq fit_{ave} \\ k_4 & fit < fit_{ave} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $k_1, k_2, k_3$  和  $k_4$  分别为常数, 且  $0 < k_i (i = 1 \sim 4) \leq 1$ 。

在微型遗传算法的基础上, 引入自适应策略, 让种群的交叉和变异概率根据适应度的大小来自我调节, 实现对微型遗传算法的改进<sup>[5]</sup>。

收稿日期: 2010-11-10; 修改稿收到日期: 2011-04-22.

熊渊博<sup>\*</sup> (1959-), 男, 教授, 博士生导师  
(E-mail: xyuanbo@163.com).

表1 测试函数  
Tab.1 Test function

测试函数	参数范围	收敛点	最优值
$F_1(x, y) = (4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3})x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2$	$-100 \leq (x, y) \leq 100$	$(-0.0898, 0.7126)$ $(0.0898, -0.7126)$	$-1.031628$ (minimum)
$F_2(x, y) = 100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2$	$-6.0 \leq (x, y) \leq 6.0$	$(1, 1)$	$0$ (minimum)
$F_3(x, y) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x^2 + y^2)]^2}$	$-100 \leq (x, y) \leq 100$	$(0, 0)$	$1$ (maximum)

表2  $\mu$ GA 和  $I\mu$ GA 优化结果比较  
Tab.2 Comparison between optimization of the  $\mu$ GA and the  $I\mu$ GA

测试函数	收敛代数		收敛值	
	$\mu$ GA	$I\mu$ GA	$\mu$ GA	$I\mu$ GA
$F_1$	88	36	-1.0305	-1.0305
$F_2$	53	51	0.0006	0.0001
$F_3$	83	16	0.9988	0.9988

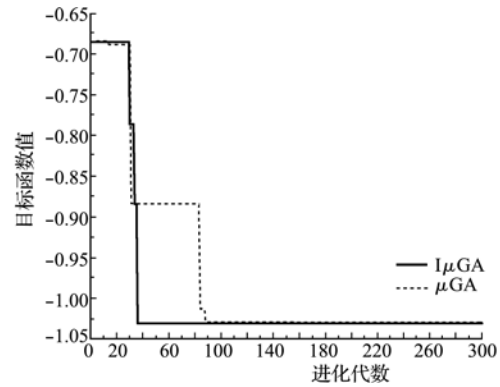


图1 改进微型遗传算法前后函数  $F_1$  的变化曲线  
Fig.1 The curve of function  $F_1$  before and after the micro-genetic algorithm

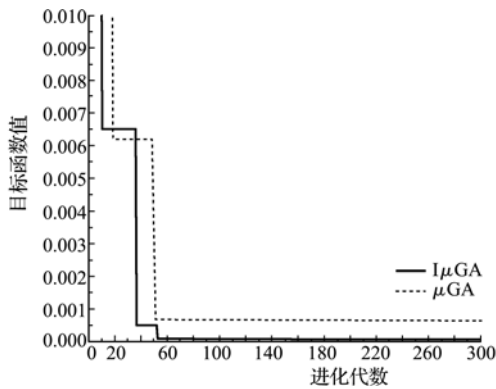


图2 改进微型遗传算法前后函数  $F_2$  的变化曲线  
Fig.2 The curve of function  $F_2$  before and after the micro-genetic algorithm

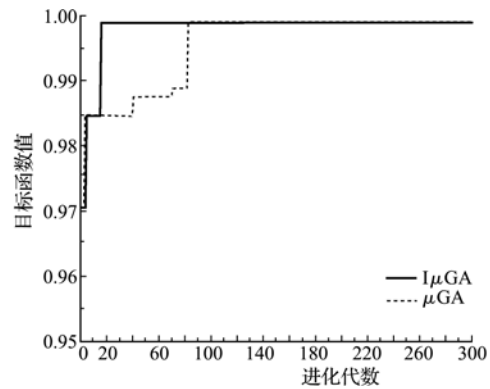


图3 改进微型遗传算法前后函数  $F_3$  的变化曲线  
Fig.3 The curve of function  $F_3$  before and after the micro-genetic algorithm

由于数学函数的优化问题不需要专门领域的知识,且能较好地反映算法本身的实际效能,所以常用于 GA 的测试问题。为验证本文改进遗传算法的有效性,选择表 1 所列测试函数<sup>[5,6]</sup>对改进后的遗传算法进行性能测试,通过比较加入自适应策略后微型遗传算法在收敛代数和收敛值上的变化,分析自适应微型遗传算法的优势,结果列入表 1 和表 2 及图 1~图 3。

由表 2 和图 1~图 3 可以看出,相对于微型遗传算法,自适应微型遗传算法在收敛速度和搜索效率方面都有明显优势。

### 3 Johnson-Cook 动态本构模型及反求过程

本文涉及的 Johnson-Cook<sup>[7]</sup> 动态本构模型形式如下。

$$\sigma = (A + B\epsilon^n)(1 + C \ln \epsilon^*) (1 - T^{*m}) \quad (3)$$

式中  $\sigma$  为 Von Mises 流动应力,  $\epsilon$  为等效塑性应变,  $\epsilon^*$  是量纲为 1 的塑性应变率,  $\epsilon^* = \epsilon / \epsilon_0$ ,  $\epsilon_0 = 1.0 s^{-1}$ ,  $T^* = (T - T_{room}) / (T_{melt} - T_{room})$  是量纲为 1 的温度。模型中的经验性材料参数 A 是参考温度和参考应变率下的材料的屈服应力;常数 A、B 和 n 反映了

材料的应变硬化特征,  $C$  反映了应变率对材料性能的影响,  $m$  反映温度软化效应。针对不同的材料, JC 模型的 5 个材料参数可以通过下列比较常见且普遍的方法来获取: 利用低应变率下的等温拉伸和扭转试验可以确定参数  $A$ 、 $B$  和  $n$ , 通过多种应变率条件下的扭转试验和不同应变率条件下的拉伸试验(准静态和 Hopkinson 杆实验)可以确定参数  $C$ , 而参数  $m$  可以通过不同温度下的 Hopkinson 杆实验来确定。但通常通过不同实验方法获取的参数是耦合在一起的, 其能否准确地描述材料的动力学行为, 只能利用确认性实验来进行。本文针对这一问题, 以 Johnson-Cook 模型描述的高纯无氧铜材料为例, 集成运用有限元方法和本文方法来反求 JC 动态本构参数, 避免了解耦问题, 也不必分离结构响应和材料响应, 从而快速的获取参数。

### 3.1 反求过程

本文反求是基于结构变形响应来得到材料特性的。此时, 材料参数不能立即从实验测出, 而需要通过测量响应模型的计算机模拟(即正问题计算)。将模拟响应与测量响应进行比较, 反求程序根据响应比较结果, 调整需要反求的参数, 多次调用正问题计算, 当模拟响应与测量响应之间的误差函数最小时, 就反求得到了需要的材料参数, 并保证了材料参数与现有测量响应符合最好, 这一过程实际上可归结为一优化过程。本文采用上述自适应微型遗传算法(I $\mu$ GA)。反求过程要求输入响应在反求问题中具有敏感性, 测量误差对反求结果影响小, 不会引起问题出现病态; 同时要求输入响应本身方便测量, 测量过程中误差小和不确定因素少。输入响应必须对需要反求的材料参数具有敏感性, 存在因果关系, 满足解的存在和唯一性<sup>[8]</sup>。反问题的求解不仅仅是一个简单的正问题计算过程同时还是一个简单的优化过程, 它需要对响应与参数进

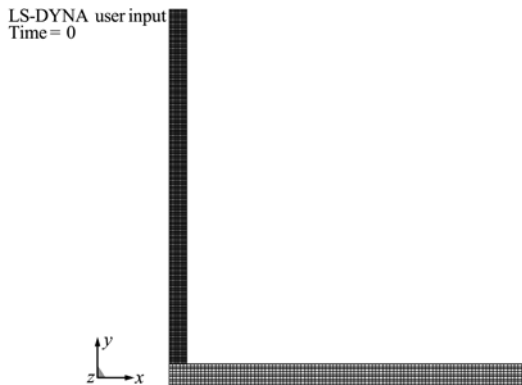


图4 轴对称有限元模型示意图

Fig. 4 Schematic diagram of axisymmetric finite element model

行分析, 对响应测试模型进行合理的设计。

### 3.2 泰勒杆仿真建模

应用 ANSYS/LS-DYNA<sup>[9]</sup> 建立泰勒杆撞击轴对称二维有限元模型。弹体直径为 10 mm, 长径比为 7:1, 撞击速度为 200 m/s。建模时选取四节点矩形轴对称固体单元对弹体和靶体进行划分, 弹体部分沿径向将半径 12 等分, 轴向则进行 150 等分, 其中对称轴为  $y$  轴, 弹体共 1800 个单元。计算过程中选用的靶体材料为刚性材料, 具体参数为  $\rho = 7.83 \times 10^3 \text{ kg/m}^3$ ,  $E = 2000 \text{ GPa}$ ,  $\nu = 0.3$ , 弹体材料采用 JC 本构模型, 具体参数见文献[7]。有限元模型如图 4 所示, 杆端撞击后局部变形如图 5 所示。

### 3.3 参数敏感性分析与反求结果

进行反问题求解之前, 首先需要考察问题的敏感性, 即待反求参数与已知变量之间的敏感性, 就本问题来说是 JC 本构参数与弹体外形变化之间的关系。

由敏感性分析, 从图 6 可以看出, 参数  $A$ 、 $B$  和  $n$  的改变所对应的变化比较大, 故只把  $A$ 、 $B$  和  $n$  三个作为待反求的参数。

本文在泰勒杆外形敏感变化的区域, 采样离散节点坐标构造优化目标函数:

$$\max. \text{ err}(p) = - \sum_{i=1}^M [(L_i^m - L_i^c(p))^2 + (R_i^m - R_i^c(p))^2] \quad (4)$$

式中反求参数,  $p_{\min} \leq p \leq p_{\max}$ ,  $L_i^c(p)$  和  $R_i^c(p)$  分别为参数  $p$  的计算响应,  $M$  为采样点数,  $L_i^m$  和  $R_i^m$  分别为测量响应。作为方法研究, 测量响应通过给定原始参数计算得到, 加上少量的高斯噪声模拟测量误差, 此时反求结果可以与原始参数比较, 以验证反求方法的可行性和有效性, 本文反求参数见文献[7]。  $A$ 、 $B$  和  $n$  的原始值分别为  $8.960\text{e-}4$ ,  $2.9164\text{e-}3$ ,  $0.31$ , 使用二进制编码技术, 每个参数

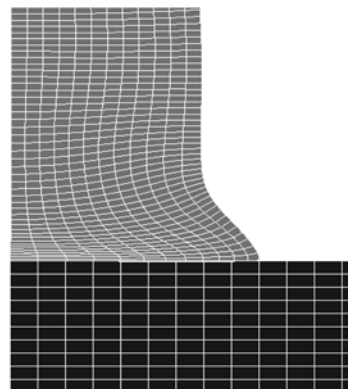


图5 杆端局部变形图

Fig. 5 Local deformation of the rod end

编码用8个染色体表示,每代选用5个个体,对微型遗传算法,其交叉的概率为 $P_c=0.8$ ,对自适应微型遗传算法(I $\mu$ GA),其交叉和变异系数为 $k_1=0.8$ , $k_2=0.04$ , $k_3=0.65$ , $k_4=0.02$ ,最大迭代次数为1000。表3是不同搜索区间下的反求结果,搜索区间对反求结果的精度与收敛速度有一定影响。在搜索区间

较小时,遗传算法很快地收敛,反求结果误差小;随着搜索区间的增大,反求结果的误差也增加,收敛缓慢。表4是不同噪声水平下的反求结果,反求结果的误差随着噪声水平的增加而增大,但从表3和表4的反求结果来看,自适应微型遗传算法在收敛精度上误差要小于微型遗传算法,更接近真实值。

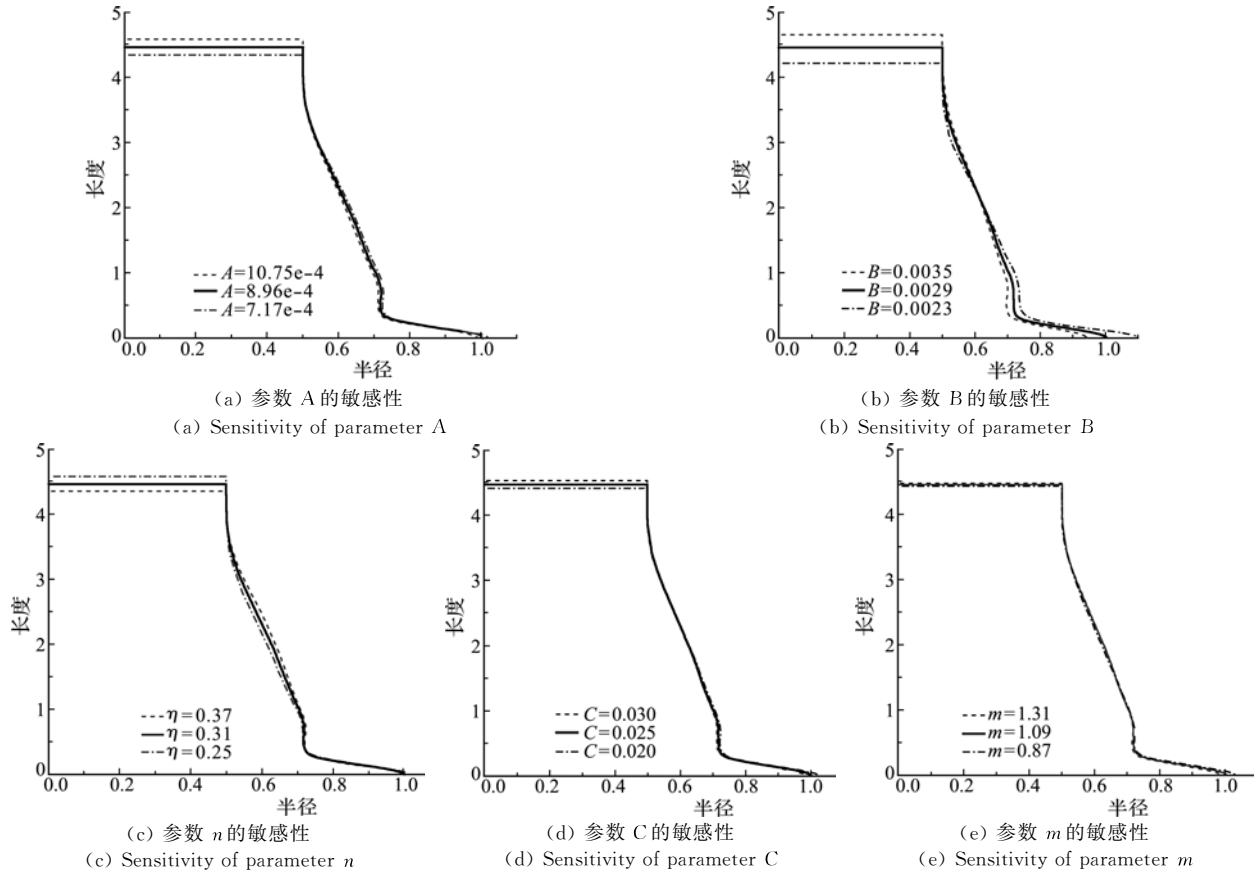


图6 各参数敏感性分析图  
Fig.6 Sensitivity analysis for inversion parameters

表3 不同搜索区间下的反求结果比较

Tab.3 The inversion results for different search range

噪声水平	搜索区间	反求结果比较	参 数		
			A	B	n
0%	8.512e-4~9.408e-4,2.755e-3~3.045e-3,0.295~0.325	$\mu$ GA	8.8876e-4(-0.81%)	3.008e-3(3.72%)	0.3064(-1.16%)
		I $\mu$ GA	8.9456e-4(-0.16%)	2.859e-3(-1.14%)	0.3125(0.81%)
0%	8.064e-4~9.856e-4,2.610e-3~3.190e-3,0.279~0.341	$\mu$ GA	9.1032e-4(1.60%)	2.732e-3(-5.79%)	0.3052(-1.55%)
		I $\mu$ GA	8.8732e-4(-0.97%)	3.007e-3(3.69%)	0.3142(1.36%)
0%	7.168e-4~10.752e-4,2.320e-3~3.480e-3,0.248~0.37	$\mu$ GA	9.5247e-4(6.32%)	3.350e-3(15.51%)	0.2865(-7.58%)
		I $\mu$ GA	9.6470e-4(7.66%)	3.216e-3(10.89%)	0.2944(-5.03%)

表4 不同噪声水平下的反求结果比较

Tab.4 The inversion results for different noise levels

噪声水平	搜索区间	反求结果比较	参数(相对误差%)		
			A	B	n
2%	8.512e-4~9.408e-4,2.755e-3~3.045e-3,0.295~0.325	$\mu$ GA	9.1269e-4(1.86%)	3.208e-3(10.62%)	0.3154(1.74%)
		I $\mu$ GA	9.0459e-4(0.96%)	3.297e-3(13.69%)	0.3075(-0.81%)
5%	8.512e-4~9.408e-4,2.755e-3~3.045e-3,0.295~0.325	$\mu$ GA	9.1473e-4(2.09%)	3.273e-3(12.86%)	0.3224(4.0%)
		I $\mu$ GA	8.8837e-4(-0.85%)	3.309e-3(14.10%)	0.3078(-0.71%)
10%	8.512e-4~9.408e-4,2.755e-3~3.045e-3,0.295~0.325	$\mu$ GA	10.2305e-4(14.18%)	3.482e-3(20.07%)	0.3379(9.0%)
		I $\mu$ GA	9.5936e-4(7.07%)	3.359e-3(15.83%)	0.3268(5.42%)

## 4 结 论

将改进自适应策略引入微型遗传算法的I $\mu$ GA法,可以让种群的交叉和变异概率根据适应度大小自我调节。测试证明了该方法在收敛速度和搜索效率方面的优势。

在JC本构参数反求中,将I $\mu$ GA法的算法与有限元软件相结合编制反求程序,并比较微型遗传算法( $\mu$ GA)和I $\mu$ GA在不同搜索区间及不同噪声水平下的收敛精度。计算结果表明,改进的自适应微型遗传算法(I $\mu$ GA)在收敛精度上要优于微型遗传算法( $\mu$ GA),证明本文的反求方法的原理是正确的,方案是可行的,能迅速获取相关参数,得到的结果准确,符合实际工程需要。

## 参考文献(References):

- [1] 迈耶斯(美),张庆明,刘彦,黄凤雷,等. 材料的动力学行为[M]. 北京:国防工业出版社,2006. (M A Meyers, ZHANG Qing-ming, LIU Yan, HUANG Feng-lei, et al. *Dynamic Behavior of Materials*[M]. Beijing: China Defense Industry Press,2006. (in Chinese))
- [2] Liu G R, Han X. *Computational Inverse Techniques in Nondestructive Evaluation*[M]. New York: CNC Press,2003,107-121.
- [3] De Jong K A. An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems[D]. USA: University of Michigan,1975.
- [4] Srinivas M, Patnalik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithm [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, **24**(4):656-667.
- [5] 程绍清. 自适应微型遗传算法在动态本构参数反演中的应用[D]. 湖南大学,2010:28-35. (CHENG Shao-qing. *Adaptive Micro-genetic Algorithm in Dynamic Constitutive Parameters Inversion*[D]. Hunan University,2010:28-35. (in Chinese))
- [6] 王正志,薄涛. 进化计算[M]. 长沙:国防科技大学出版社,2000. (WANG Zheng-zhi, BO Tao. *Evolutionary Computation*[M]. Changsha: China Defense Science and Technology University Press, 2000. (in Chinese))
- [7] Johnson G R, Cook W H. A constitutive model and data for metals subjected to large strains, high strain rates and high temperatures[A]. Michael J M, Joseph E B. *Proceedings of 7th International Symposium on Ballistics*[C]. The Hague, The Netherlands, 1983: 541-547.
- [8] 肖庭延,于慎根,王彦飞. 反问题的数值解法[M]. 北京:科学出版社,2003. (XIAO Ting-yan, YU Sheng-gen, WANG Yan-fei. *The Numerical Solution of The Inverse Problem*[M]. Beijing: China Science Press, 2003. (in Chinese))
- [9] 时党勇,李裕春,张胜民. 基于ANSYS/LS-DYNA8.1进行显示动力分析[M]. 北京:清华大学出版社,2005. (SHI Dang-yong, LI Yu-chun, ZHANG Sheng-min. *Based on ANSYS/LS-DYNA8.1 on Explicit Dynamic Analysis*[M]. Beijing: China Tsinghua University Press,2005. (in Chinese))

## Adaptive micro-genetic algorithm and its application in JC constitutive parameters inverse

XIONG Yuan-bo<sup>\*1,2</sup>, CHENG Shao-qing<sup>2</sup>, HAN Xu<sup>2</sup>

(1. School of Architecture and Environment, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. School of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Adaptive micro-genetic algorithm was developed to make the crossover probability and mutation probability adjust to the current individual fitness in the population. The algorithm was tested. Then using this method and the finite element method to reverse the parameters of the Johnson-Cook model for the high-conductivity oxygen-free copper material was analyzed. It is manifested the self-adaptive micro-genetic algorithm improves the algorithm searching speed and convergence performance effectively, obtains the parameters rapidly.

**Key words:** inverse problem; Johnson-Cook (JC) model; adaptive; micro-Genetic Algorithm( $\mu$ GA)