

文章编号: 1007-4708(2009)03-0330-06

# 基于混合编码遗传算法和有限元分析的压电结构载荷识别

郑世杰\*, 郭腾飞, 董会丽, 宋 振

(南京航空航天大学 智能材料与结构航空科技重点实验室, 南京 210016)

**摘 要:** 与传统的优化算法相比, 遗传算法不需要计算目标函数的导数信息, 便于迭代, 可实现全局寻优。因此, 本文提出一种采用混合编码的遗传算法与有限元分析相结合, 对复合材料层合板、壳进行载荷识别的新方法。在遗传算法求解过程中, 设计变量的编码方法选择是其重要环节, 二进制编码容易产生连续函数离散化时的映射误差, 且其求解精度与染色体的编码长度紧密相关, 过长的染色体描述虽可提高精度, 但会显著降低算法的求解效率。为此, 本文提出采用混合编码的方法进行载荷识别, 即用二进制编码表征载荷作用位置, 浮点数编码表示载荷的大小。这一方法大大降低了染色体的长度, 并显著提高了计算效率和精度。

**关键词:** 载荷识别; 遗传算法; 有限元; 压电结构; 优化算法

中图分类号: T B381 文献标识码: A

## 1 引 言

智能结构是当今的一个研究热点, 它的最基本特征是具有自诊断功能和自适应功能<sup>[1]</sup>。结构的荷载识别是智能结构实现自我诊断功能的前提, 对结构损伤程度的评估和寿命预测有重要作用。目前, 应用于结构荷载识别的方法主要有有限元反分析法和人工神经网络法。Haywood<sup>[2]</sup>等利用 BP 神经网络识别冲击载荷的位置; Chandrashekhara<sup>[3]</sup>等将冲击诱导的应变作为网络的输入, 采用 BP 网络识别复合材料层板接触力的大小; 周晚林等则将神经网络和反分析法相结合<sup>[4]</sup>, 分别用于识别载荷位置及大小。但传统的 BP 网络采用沿梯度下降的搜索算法, 难免会出现学习收敛速度慢, 容易陷入局部极小值等问题<sup>[5]</sup>。在具体的实施过程中, 学习率和动量项这两个参数的选择只能凭借实验和经验确定, 一旦选择不当, 会引起网络振荡, 甚至导致网络陷入饱和状态而不收敛。另外, 在网络训练的过程中, 为了提高精度往往需要大量的训练样本, 样本数的增多会导致 BP 网络的训练速度缓慢。为此文献[6]将新兴的 RBF 神经网络用于

载荷识别, 显著提高了神经网络的训练速度。总之, 基于神经网络的预测方法在网络训练阶段效率低下, 其预测性能也不十分稳定, 存在一定的错判、误判。另一方面, 许多研究者采用有限元反分析法识别载荷, 将有限元与数值优化算法相结合<sup>[1,9]</sup>, 通常以位移、应变等参数为特征量, 建立一关于特征量的计算值和目标值的目标函数, 通过有限元分析与优化算法间的反复迭代, 寻求一种载荷大小和位置, 使其对应的特征量计算值最接近目标值。姜忠宇等<sup>[7]</sup>将三维钢架结构上有限个观测点的位移测量值带入数值方程, 利用遗传算法解决不适定问题, 经迭代反算出施加在结构上的载荷大小。孙建忠等<sup>[8]</sup>将弹性平板结构上若干个观测点上的弯曲挠度测量值带入数值方程, 利用遗传算法进行迭代计算, 反算出施加在结构上载荷的作用位置。这两种方法对载荷的识别都不够全面, 都仅是对载荷大小或位置的某一方面进行识别, 而且采用的观测点较多, 对载荷的识别结果也不够精确。同时有限元反分析法计算效率、精度在某种程度上依赖于优化算法和初始值的选取, 对于较复杂的问题, 经常需要进行大量的迭代计算, 导致运算的速度慢、效率较低。周晚林等<sup>[9]</sup>利用单位载荷法和阻尼最小二乘法求解载荷位置和大小, 但若不辅以网格动态生成、等效结点力分配等特殊的求解技术恐怕很难实现载荷位置和大小准确预测, 这可能也正是该作

收稿日期: 2008-06-18; 修改稿收到日期: 2008-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(10772077); 航空科学基金(2007ZD52047)资助项目。

作者简介: 郑世杰\* (1968), 男, 博士, 教授, 博士生导师  
(E-mail: sjzheng@nuaa.edu.cn)。

者其后采用 BP 神经网络和阻尼最小二乘法分步实现载荷位置和大小识别的主要原因<sup>[4]</sup>。但这种作法显然明显降低了计算效率, 且其预测性能也不十分稳定。为此本文提出采用混合编码的遗传算法与有限元分析相结合进行载荷识别的方法。该方法可以同时识别载荷的大小及位置参数, 且提高了运算效率, 缩短了载荷识别的时间。

## 2 压电智能结构集聚电荷计算

本文采用的八节点固体壳单元的坐标、位移采用下列的标准形式:

$$X(\xi \eta \zeta) = \sum_{i=1}^8 N_i(\xi \eta \zeta) X_i \tag{1}$$

$$U(\xi \eta \zeta) = \sum_{i=1}^8 N_i(\xi \eta \zeta) U_i \tag{2}$$

式中  $X_i$  和  $U_i$  分别是单元节点坐标和单元节点位移矢量,  $N_i = \frac{1}{8}(1 + \xi \xi_i)(1 + \eta \eta_i)(1 + \zeta \zeta_i)$ 。

由应变定义, 逆变应变为

$$\epsilon_j = (X_{,i}^T U_{,j} + X_{,j}^T U_{,i})/2, \quad j = \xi \eta \zeta \tag{3}$$

为克服横向剪切自锁、梯形自锁和厚度自锁, 分别引入假定自然应变模式和加强假定应变模式如下<sup>[10]</sup>:

$$\begin{aligned} \gamma_{\xi\zeta} &= \frac{1-\eta}{2} \gamma_{\xi\zeta} \Big|_{\xi=0, \eta=-1, \zeta=0} + \frac{1+\eta}{2} \gamma_{\xi\zeta} \Big|_{\xi=0, \eta=1, \zeta=0} \\ \gamma_{\xi\eta} &= \frac{1-\xi}{2} \gamma_{\xi\eta} \Big|_{\xi=-1, \eta=0, \zeta=0} + \frac{1+\xi}{2} \gamma_{\xi\eta} \Big|_{\xi=1, \eta=0, \zeta=0} \\ \bar{\epsilon}_x &= N_1 \epsilon_x \Big|_{\xi=-1, \eta=-1} + N_2 \epsilon_x \Big|_{\xi=1, \eta=-1} + N_3 \epsilon_x \Big|_{\xi=1, \eta=1} + \\ &\quad N_4 \epsilon_x \Big|_{\xi=-1, \eta=1} \\ \Delta \epsilon_b^{EAS} &= \frac{1}{J} [1 \quad \xi \quad \eta \quad \xi\eta] \Delta \lambda = B_b^{EAS} \Delta \lambda \end{aligned}$$

认为固体单元上下表面各存在一个电自由度, 等势面上的两个或多个单元共用同一对电自由度, 即:

$$\phi = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 + \zeta & 1 - \zeta \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \phi_{\text{上}} \\ \phi_{\text{下}} \end{Bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 + \zeta & 1 - \zeta \end{bmatrix} \underline{\varphi} \tag{4}$$

仅考虑法线方向的电场强度:

$$E_z = - \frac{1}{2 \|X_n\|} \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \phi_{\text{上}} \\ \phi_{\text{下}} \end{Bmatrix} = - B_e \underline{\varphi} \tag{5}$$

$e$  型压电方程为

$$\sigma = c^E \epsilon - e^T E, \quad D = e \epsilon + \xi^E E \tag{6}$$

式中  $\sigma$  为应力,  $\epsilon$  为应变,  $E$  为电场强度,  $D$  为电位移,  $c^E$  为弹性刚度矩阵,  $\xi^E$  为介电常数矩阵,  $e$  为压电应力常数矩阵,  $e^T$  为  $e$  的转置矩阵。

由装配后的整体刚度方程可求出节点位移, 将单元节点位移带入式(3) 即可求得各单元的应变。PZT 作为传感器,  $E_3 = 0$ , 由式(6) 即可得到压电元件产生的电位移与薄板壳结构表面的应变关系为

$$D_3 = e_{31} \epsilon'_x + e_{32} \epsilon'_y + e_{33} \epsilon'_z \tag{7}$$

则压电元件集聚电荷为

$$q(t) = \iiint_{V_{PZT}} e_{31} \epsilon'_x + e_{32} \epsilon'_y + e_{33} \epsilon'_z \, dx' dy' dz' \tag{8}$$

式中  $x'$  为局部坐标,  $V$  为压电元件的体积。

## 3 基于遗传算法与有限元分析相结合的载荷识别

遗传算法是模仿自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索的优化方法, 它借鉴了达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说, 其本质是一种高效、并行及全局搜索的方法, 它能在搜索过程中自然获取与积累相关搜索空间的知识, 并自适应地控制搜索过程以求得最优解。

### 3.1 载荷识别的流程设计

限于本文的研究范畴, 故暂采用计算电荷代替

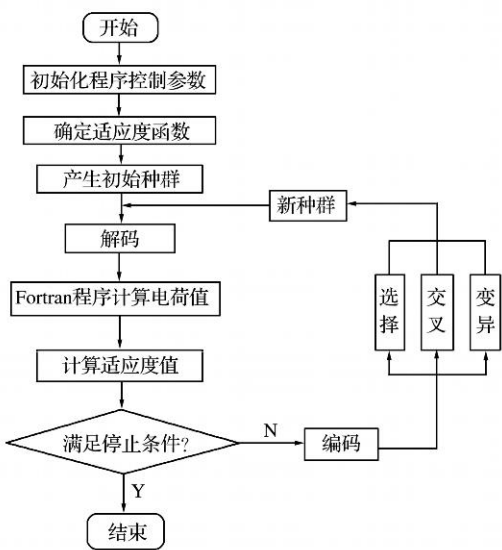


图 1 载荷识别流程图  
Fig. 1 Flow chart of the load identification

实验电荷值。首先, 建立壳结构承受集中载荷作用的模型, 在其表面粘贴四片压电陶瓷, 对结构进行有限元单元划分, 通过有限元公式计算出壳结构各点的应变, 利用压电方程来计算压电陶瓷集聚的电荷值, 该电荷即为结构的模拟计算电荷值; 接着, 建立以优化计算电荷  $q$  为变量和以模拟计算电荷值为已知量的目标函数; 再通过编制以载荷作用位置和大小为参数的染色体串, 随机构造混合编码的个体构成种群, 将该种群中的个体带到有限元程序中计算电荷(即优化计算电荷)和个体的适应度值, 若满足精度要求则完成载荷位置、大小的识别, 否则继续寻找满足要求的个体, 具体流程如图 1 所示。

3 2 混合编码产生种群

编码是应用遗传算法首要解决的问题。编码方法不仅决定了染色体的排列形式, 还决定了个体从搜索空间的基因型变换到解空间的表现型时的解码方法, 编码方法也影响到交叉算子、变异算子等遗传算子的运算方法。好的编码方法可以使遗传操作简单, 高效地运行, 而差的编码方法, 可能会使交叉运算、变异运算等遗传操作难以实现, 甚至不容易得出最优解。由此可见, 编码方法在很大程度上决定了如何进行遗传进化运算及遗传进化运算的效率。

鉴于二进制的编码、解码操作简单, 交叉变异遗传操作利于实现, 本文对离散的载荷位置变量采用二进制编码。但二进制编码存在着连续函数离散化时的映射误差, 故本文对精度要求较高, 同时搜索空间较大的载荷变量采用浮点数编码方法。

对于二进制的编码方法, 设某一参数  $x$  的变化范围为  $[a, b]$ , 编码精度为  $\delta$ , 则编码长度  $n$  为

$$2^{n-1} < (b - a) \times \delta \leqslant 2^n - 1 \tag{9}$$

二进制编码的染色体串的解码公式为

$$X = x_{\min} + \frac{(x_{\max} - x_{\min})\tau}{(2^k - 1)} \tag{10}$$

式中  $X$  为十进制数,  $x_{\min}$  和  $x_{\max}$  分别为解空间的最大值和最小值,  $\tau = \sum g_i 2^{i-1}$  为正整数的十进制码, 其中  $g_i$  为二进制编码,  $k$  为二进制位串长度。

而对于浮点数编码方法, 由于使用的是决策变量的真实值, 故无需进行复杂的编码、解码操作。

群体规模(Population) 的大小直接影响到遗传算法的收敛性和计算效率。群体规模过小, 容易收敛到局部最优解; 规模过大, 会造成计算速度降低。群体规模可以根据实际情况在 10 ~ 200 之间选定。本文所有算例的群体规模设定为 25, 按照上述方法随机生成 25 条染色体来组成初始化种群。

3 3 确定适应度函数

本文在板、壳结构上表面的一个节点处加已知的集中载荷, 通过有限元分析法求出四个压电片的集聚电荷  $\bar{q}_i (i = 1, \dots, 4)$ , 用该电荷计算值来代替实验值。以该组电荷实验值  $\bar{q}_i (i = 1, \dots, 4)$  为已知量来构造适应度函数。显然这是一个多目标的优化问题, 故采用权重系数变换法, 将多目标优化问题转化成单目标优化问题。将每个子目标函数  $f(x_i) (i = 1, \dots, 4)$  的权重  $\omega (i = 1, 2, \dots, 4)$  都取做 1, 则构造的目标函数为

$$f = 1/((q_1 - \bar{q}_1)^2 + (q_2 - \bar{q}_2)^2 + (q_3 - \bar{q}_3)^2 + (q_4 - \bar{q}_4)^2) \tag{11}$$

式中  $q_i (i = 1, \dots, 4)$  为四个压电片的电荷计算值,  $\bar{q}_i (i = 1, \dots, 4)$  为电荷实验值, 且电荷  $q_i$  是以  $x_1^i$  (载荷大小) 和  $x_2^i$  (节点号) 为变量的。

3 4 个体适应度的检测评估

将染色体串进行解码得到问题空间的载荷变量值带入到有限元程序中, 计算在该载荷作用下的电荷响应, 再将该值带入到式(11) 中计算出该个体的适应度。通过染色体的适应度对其进行评价: 染色体的适应度越大, 表示该染色体遗传到下一代的机率也就越大; 反之, 该染色体遗传到下一代的概率就越小。

3 5 遗传算子的设计

3 5. 1 选择

选择(Selection) 又称复制(Reproduction), 是在群体中选择生命力强的个体产生新的群体的过程。遗传算法使用选择算子来对群体中的个体进行优胜劣汰操作, 每个个体进入下一代的概率就等于它的适应度值与整个种群中个体适应度值的比例。

设某一代的群体大小为  $M$ , 某一个体的适应

度为 $f_i$ , 那么它被选取的概率  $P_i$  为

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{k=1}^M f_k} \tag{12}$$

在此基础上, 本文采用了最佳保留选择, 即将当前群体中适应度最高的个体结构完整地复制到下一代群体中, 这种选择算子可以保证迭代结果为历代适应度最高的个体。

3.5.2 交叉

遗传算法中的交叉运算是指两个相互配对的染色体按某种方式相互交换部分基因, 从而形成两个新的个体。本文采用的是均匀交叉, 交叉概率为 0.5。

3.5.3 变异

变异算子可以改变遗传算法的局部搜索能力, 维持群体的多样性, 防止出现早熟现象, 是遗传计算不可少的一个步骤。本文采用的是基本位变异, 相对应的变异概率为 0.02。

4 数值仿真算例

4.1 板结构

为验证上述方法的可行性, 首先以四边夹支薄板受集中荷载为例进行了仿真识别。方板的边长为 1 m, 厚为 5 mm, 材料参数为  $E_1=108\text{ GPa}$ ,  $E_2=E_3=10.3\text{ GPa}$ ,  $G_{12}=G_{23}=G_{13}=7.17\text{ GPa}$ ,  $\mu_{12}$

$=\mu_{23}=\mu_{13}=0.28$ 。四只厚度为 1 mm 的 PZT 传感器分别布置在板的上表面点 (0.2, 0.2), (0.2, 0.8), (0.8, 0.2), (0.8, 0.8) 处, 材料参数为  $E_1=E_2=66.7\text{ GPa}$ ,  $E_3=52.6\text{ GPa}$ ,  $G_{12}=25.3\text{ GPa}$ ,  $G_{23}=G_{13}=45.5\text{ GPa}$ ,  $\mu_{12}=\mu_{23}=\mu_{13}=0.6$ ,  $d_{31}=d_{32}=-185\times 10^{-12}\text{ C/N}$ ,  $d_{33}=400\times 10^{-12}\text{ C/N}$ ,  $d_{24}=d_{15}=650\times 10^{-12}\text{ C/N}$ 。本文采用  $20\times 20$  的均匀网格模型, 表 1 列出了系统对随机施加集中荷载的识别结果。(表 1 和表 2 中不带下划线的为文献[9] 的识别结果, 带下划线的为本文的识别结果)。

4.2 复合材料层合壳结构

一四边固支的横观各向同性碳纤维层合薄壳结构如图 3 所示, 内径  $r=2540\text{ mm}$ , 壳厚  $t=3.175\text{ mm}$ , 弯曲角  $\theta=0.1\text{ rad}$ , 宽  $L=25.4\text{ mm}$ , 壳的上表面均匀布置四片压电传感器, 其几何参数: 厚度  $t'=1.5\text{ mm}$ , 弯曲角  $\theta'=0.01\text{ rad}$ , 宽度  $L'=25.4\text{ mm}$ 。材料参数层合薄壳的铺层形式为  $[-45^\circ/45^\circ/-45^\circ/45^\circ]$ , 壳及压电片的其他材料参数同上例。在壳的上表面作用一集中载荷, 遗传算法的最大迭代次数设为 80, 采用  $10\times 10$  固体壳单元进行计算, 载荷的作用位置可百分百精确识别, 力的大小识别结果如表 2 所示。与文献[6] 的 RBF 神经网络预测结果相比, 在使用较稀疏网格划分的情况下, 本文方法的精度明显更高。

表 1 板结构识别结果

Tab. 1 The identification results of the plate structure

| 载荷实际大小、位置 |         |         | 识别结果         |              |                            |                | 误差             |                |
|-----------|---------|---------|--------------|--------------|----------------------------|----------------|----------------|----------------|
| $f^*/m$   | $x^*/m$ | $y^*/m$ | $f/N$        | $x/m$        | $y/m$                      | $\Delta f/P^*$ | $\Delta x/x^*$ | $\Delta y/y^*$ |
| 2.000     | 0.650   | 0.650   | 2.024        | 0.642        | 0.664                      | 1.20           | 1.23           | 2.15           |
|           |         |         | <u>1.996</u> | <u>0.650</u> | <u>0.650</u>               | <u>0.2</u>     | <u>0</u>       | <u>0</u>       |
| 4.000     | 0.550   | 0.450   | 3.986        | 0.558        | 0.444                      | 0.35           | 1.45           | 1.33           |
|           |         |         | <u>4.010</u> | <u>0.550</u> | <u>0.450</u>               | <u>0.25</u>    | <u>0</u>       | <u>0</u>       |
| 6.000     | 0.450   | 0.450   | 5.884        | 0.458        | 0.460                      | 1.93           | 1.78           | 2.22           |
|           |         |         | <u>6.000</u> | <u>0.450</u> | <u>0.450</u>               | <u>0</u>       | <u>0</u>       | <u>0</u>       |
| 8.000     | 0.350   | 0.350   | 8.010        | 0.343        | 0.346 0.13                 |                | 2.00           | 1.14           |
|           |         |         | <u>7.989</u> | <u>0.350</u> | <u>0.350</u> <u>0.1375</u> |                | <u>0</u>       | <u>0</u>       |
| 10.00     | 0.250   | 0.650   | 9.976        | 0.252        | 0.660 0.20                 |                | 0.79           | 1.54           |
|           |         |         | <u>9.960</u> | <u>0.250</u> | <u>0.650</u> <u>0.4</u>    |                | <u>0</u>       | <u>0</u>       |

表 2 层合壳模型的识别结果

Tab. 2 The identification results of the laminated shell

| 序号 | 载荷大小  | 识别结果   | 误差(%)  |
|----|-------|--------|--------|
| 1  | 14 50 | 14 488 | 8.3e-4 |
| 2  | 16 30 | 16 298 | 1.3e-4 |
| 3  | 11 67 | 11 671 | 8.5e-5 |
| 4  | 15 00 | 15 141 | 0.0094 |
| 5  | 13 70 | 13 699 | 7.3e-5 |
| 6  | 18 60 | 18 60  | 0      |
| 7  | 12 86 | 12 862 | 1.6e-4 |
| 8  | 17 80 | 18 00  | 0.0112 |

5 结 论

本文提出了一种基于混合编码的遗传算法与有限元分析相结合,对复合材料层合板、壳进行载荷识别的新方法。该方法采用二进制编码表征载荷作用位置,浮点数编码表示载荷的大小,降低了复杂问题表征时染色体编码的长度和连续函数离散化时二进制编码产生的映射误差,提高了计算效率和精度。从本文的各个算例的仿真识别结果可看出,本文方法的识别精度较现有的有限元反分析方法和神经网络预测方法明显提高。

参考文献 (References):

[1] 王书法, 邬月琴, 李卓球. 智能结构载荷识别的有限元反分析方法[J]. 力学与实践, 2000, 22(5): 17-19. (WANG Shu fa, WU Yue qin, LI Zhuo qiu. Finite element inverse analysis of load identification for intelligent structures[J]. *Mechanics in Engineering*, 2000, 22(5): 17-19. (in Chinese))

[2] HAYWOOD J, COVERLEY P T, STASZEWSKI W J, et al. An automatic impact monitor for a composite panel employing smart sensor technology[J]. *Smart Materials & Structures*, 2005, 14(1): 265-271

[3] CHANDRASHEKHARA K, CHUKWUJEKWU Okafor A, JIANG Y P. Estimation of contact force on composite plates using impact induced strain and neural networks (Composites Part B)[J]. *Engineering*, 1998, 29(4): 363-370.

[4] 周晚林, 王鑫伟, 胡自立. 压电智能结构载荷识别方法的研究[J]. 力学学报, 2004, 36(4): 491-495. (ZHOU

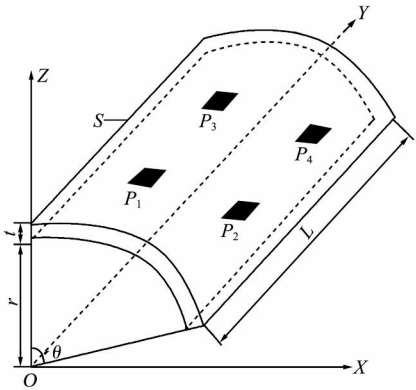


图 2 压电层合壳结构  
Fig. 2 Piezoelectric laminated shell

Wan lin, WANG Xin wei, HU Zi li. On load identification for piezoelectric smart structures[J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2004, 36(4): 491-495. (in Chinese))

[5] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. *Neural Network Design*[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.

[6] 董会丽, 郑世杰. 基于 RBF 神经网络的复合材料层合壳荷载识别[J]. 工程力学, 2008, 25(3): 64-67. (DONG Hui li, ZHENG Shi jie. Load identification for a composite laminated shell using radial base function neural network[J]. *Engineering Mechanics*, 2008, 25(3): 64-67. (in Chinese))

[7] 姜忠宇, 李建康. 弹性结构静荷载反问题的遗传算法[J]. 兰州交通大学学报(自然科学版), 2004, 23(6): 34-37. (JIANG Zhong yu, LI Jian kang. GA applied in inverse problems of elasticity structure static load[J]. *Journal of Lanzhou Jiaotong University*, 2004, 23(6): 34-37. (in Chinese))

[8] 姜忠宇, 孙建忠, 赵常要. 弹性薄板荷载反问题分析[J]. 安徽工程科技学院学报, 2006, 21(1): 61-63. (JIANG Zhong yu, SUN Jian zhong, ZHAO Chang yao. Analysis of elastic sheets load inverse problem[J]. *Journal of Anhui University of Technology And Science*, 2006, 21(1): 61-63. (in Chinese))

[9] 周晚林, 王鑫伟. 反求压电薄板智能结构荷载的有限元逼近方法[J]. 计算力学学报, 2004, 21(2): 164-168. (ZHOU Wan lin, WANG Xin wei. Inverse finite element analysis of load on piezoelectric thin plate smart structure[J]. *Chinese Journal of Computar-*

ational Mechanics, 2004, 21 ( 2 ) : 164-168. ( in Chinese))

[ 10] ZHENG Shi jie, WANG Xir wei, CHEN Wair ji.

The formulation of a refined hybrid enhanced as

sumed strain solid shell element and its application to

model smart structures containing distributed piezoe

lectric sensors/actuators[ J]. Smart Materials and

structures, 2003, 13( 4 ) : N43- N50.

## Load identification of piezoelectric structures by using genetic algorithm and finite element analysis

ZHENG Shi jie\* , GUO Tengfei, DONG Hu li, SONG Zhen

(Department of Smart Materials & Structures, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** In this paper, a new approach is presented for solving the problems of load identification, which combines the genetic algorithm( GA) and finite element analysis. As compared with the traditional optimization and search algorithms, GA search from a population of points in the region of the whole so- lution space, rather than a single point, and can obtain the global optimum. Moreover, GA has the ad- vantage of easy implementation, because only an objective function is required and derivatives or other auxiliary information are not necessary. To implement the genetic algorithm for the determination of the optimal design, it is necessary first to devise a general coding system for the representation of the design variables. Most commonly the design variables are coded by a bit-string and the fact that, with this bina- ry representation, the design variables can be coded only as integers, means that there will be usually loss of precision due to the binary representation and the length of each chromosome as well as the popu- lation of chromosomes must be very huge in order to obtain a relatively accurate model. In this paper, the location and magnitude of the load are coded with binary string and real number representation, re- spectively; therefore, the chromosome length will be substantially shorter, which greatly reduces the computational effort.

**Key words:** load identification; genetic algorithm; finite element method; piezoelectric structure