

# 基于改进粒子群算法的应变传感器优化布置\*

李德春<sup>1</sup>, 何龙军<sup>1,2</sup>, 陈媛媛<sup>3</sup>, 欧阳秋平<sup>1</sup>

(1. 天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室 天津,300072)

(2. 交通运输部水运科学研究院 北京,100088) (3. 中水北方勘测设计研究有限责任公司 天津,300222)

**摘要** 在结构健康监测和损伤识别研究中,为了应用有限的试验设备资源获取尽可能多的有效测试信息,快速有效地解决应变传感器的优化配置问题,提出了一种基于克隆选择和离散粒子群混合算法优化新型适应度函数的应变传感器优化布置方法,并将该方法应用到拉西瓦拱坝上。结果表明,基于改进克隆选择和离散粒子群混合算法具有更强的全局寻优能力,且提出的应变类适应度函数在保证应变模态正交性和模态应变能方面更有优势。该方法能很好地识别拱坝的应变振型,可在各类结构的模态测试和损伤识别研究中进行推广。

**关键词** 应变传感器; 优化布置; 克隆选择和离散粒子群混合算法; 拱坝; 应变模态

**中图分类号** O329; TH7

## 引言

随着水工建筑物规模的不断增大以及安全运行要求的提高,水工建筑物的结构动力测试工作变得日益重要。为了应用有限的试验设备资源获取尽可能多的有效测试信息,传感器空间优化布置研究成为一个重要的课题。目前,以结构健康监测和损伤诊断为目的的传感器空间优化布置多应用在桁架、网架或板梁柱等简单结构上,且在土木、桥梁及机械等研究领域开展较早<sup>[1]</sup>,而针对大坝、厂房等大型水工建筑物的空间优化布置研究较少<sup>[2]</sup>。

传感器的优化布置最重要的是选择适当的优化算法。目前,传感器优化布置算法大致分为传统算法和非传统算法两大类。传统算法主要包括有效独立法<sup>[3-4]</sup>、运动能量法<sup>[5-6]</sup>、QR 分解法<sup>[7]</sup>和模态置信准则(modal assurance criterion,简称 MAC)<sup>[8]</sup>等。非传统算法主要是以遗传算法为代表的进化计算方法。非传统算法以其较强的全局优化能力,能够改善传统算法容易搜索到局部最优的缺点,在传感器的优化配置中得到很多学者的关注和研究<sup>[9-15]</sup>。然而,非传统算法在传感器优化布置问题的全局寻优

性能和效率上仍然有很大的改进空间,新型智能优化算法可以进一步提高优化效率。

应变传感器是现场测试和模型试验中常用的传感器,其灵敏度高、对测试对象影响小、抗干扰能力强。此外,由应变传感器直接测得的应变模态对于结构的局部变动和损伤较位移模态更敏感。以上传感器优化配置准则均以位移模态为目标对传感器的位置进行优化,由于应变模态与位移模态在空间坐标上的大小不存在一一对应关系,所以现有的研究成果并不适用于应变传感器位置的优化。

笔者提出了一种基于克隆选择和离散粒子群混合算法(a hybrid algorithm of an clonal selection algorithm and an improved discrete particle swarm optimization algorithm,简称 CSA-DPSO)的应变传感器优化布置方法。这种新型混合智能算法提高了现有智能算法在传感器优化布置中的全局寻优效率,针对目前应变传感器优化布置的研究较少的现状,提出了一种新型应变传感器优化准则,较系统地解决了应变传感器优化布置问题。将基于该配置方法得出的测试方案应用到拉西瓦拱坝上,结果表明该方案能够很好地识别拱坝的应变振型。

\* 国家自然科学基金创新研究群体科学基金资助项目(51021004);国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)资助项目(2012AA051702);国家国际科技合作专项资助项目(2012DFA70490);国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)资助项目(2013CB035905-1);天津市应用基础及前沿技术研究计划资助项目(12JCQNJC04600);国家自然科学基金青年科学基金资助项目(50909072,51209158);教育部新教师基金资助项目(20090032120082)

收稿日期:2013-09-08;修回日期:2013-11-26

## 1 克隆选择和离散粒子群混合算法

### 1.1 离散粒子群算法

粒子群算法<sup>[16]</sup>最早于1995年由美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russel Eberhart 共同提出的,其基本思想是受他们早期对许多鸟类的群体行为进行建模与仿真研究结果的启发。基本粒子群优化算法的思想可表述为<sup>[17]</sup>:每个优化问题的潜在解都是搜索空间的粒子,所有的粒子都有一个被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度向量决定他们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中的搜索。粒子群优化算法初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,第1个极值就是粒子本身到当前时刻为止找到的最好解,这个解称为个体最好值,另一个极值就是整个种群到当前时刻找到的最好解,这个值是全局最好值。在找到这两个极值后,粒子通过3方面来更新自己的速度和新的位置,包括:  
a. 粒子先前的速度,用来说明粒子目前的状态;  
b. 个体的认知部分,使粒子有较强的全局搜索能力;  
c. 社会共享信息,使粒子从其他优秀粒子中汲取经验,加强搜索能力。

上述基本粒子群算法主要针对连续函数进行搜索运算,但传感器优化布置问题实质上是一类离散条件下的组合优化问题。针对传感器空间优化布置问题的特殊性,笔者引入等值变换、异值变换和变换序列的概念,提出了一种新的离散粒子群算法。

在传感器优化布置问题中,第*i*个候选节点只有被选择和不被选择2种可能。传感器优化布置算法中的每一种布置方案对应于粒子群算法(particle swarm optimization algorithm, 简称 PSO 算法)中的1个粒子,即任一粒子第*d*维上的分量值只有2种可能值:1表示该节点上布置传感器;0表示该节点不布置传感器。该粒子经过1次迭代前后在第*d*维上的分量要么维持原值不变,称为等值变换,记作*E*,用数值表示为0;要么就是0和1之间互换,称为异值变换,记作*D*,包括两种情况:当第*d*维分量由0变为1时,用数值记作1;当第*d*维分量由1变为0时,用数值记作-1。可以将任一粒子迭代前后的位置在空间的变换记作*S*,第*d*维分量上的变换记作*Sid*,显然该粒子迭代前后的位置在空间第*d*维上的变换  $Sid \in (0, 1, -1)$ 。改进的离散粒子群算

法表示为

$$v_{id}^{k+1} = c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (1 \leq i \leq n; 1 \leq d \leq D) \quad (2)$$

其中: $c_1, c_2$ 为常数; $r_1, r_2$ 为(0,1)之间的随机数; $(p_{id}^k - x_{id}^k)$ 和 $(p_{gd}^k - x_{id}^k)$ 为粒子目前所在位置与粒子个体最优位置和全局最优位置的变换序,即 $x_{id}^k$ 经过异值变换得到 $p_{id}^k$ 和 $p_{gd}^k$ ;  $c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k)$ 表示交换序 $(p_{id}^k - x_{id}^k)$ 中的所有交换子以概率 $c_1 r_1$ 保留; $c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k)$ 的参数意义与上述相同。

需要指出的是,为了保证所有粒子在任意时刻所选择的传感器数目(即粒子中1的数目)保持不变,在每次交换过程中,0→1和1→0变换的数目必须相同。例如,所需保留的传感器数目为4时,某10维粒子 $x_{id}^k = [0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]$ ,若此时 $p_{id}^k = [1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1]$ ,那么交换序 $(p_{id}^k - x_{id}^k) = [1 \ -1 \ 1 \ 0 \ -1 \ -1 \ 0 \ -1 \ 1 \ 1]$ 。若概率 $c_1 r_1$ 对应的交换数目为2,则随机选取交换序 $(p_{id}^k - x_{id}^k)$ 中的两个1,例如第3维和第9维的“1”,同时随机选取两个-1,例如第5维和第8维的“-1”。按照异值变换的规定,将 $x_{id}^k$ 中对应维度的粒子进行异值变换,得到变换后新的粒子为 $[0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0]$ 。可见,经过该方法更新后的粒子一方面保留了自身特性,另一方面结合了个体最优位置和全局最优位置的特性,使得粒子在不断更新自身空间位置的过程中以达到搜索全局最优值的目标。

### 1.2 克隆选择算法

克隆选择学说<sup>[18]</sup>于1959年提出。该学说认为,只有那些能完全匹配或部分匹配抗原、具备较高亲和力的B细胞才能被免疫系统选中并对其进行克隆复制,产生大量的后代,后代再经过体细胞高频变异、受体编辑等过程实现亲和力的成熟;而那些亲和力低、无法识别抗原的B细胞将无法获得克隆的机会。这种机制被称为克隆选择和扩增。如果B细胞经过体细胞高频变异和受体编辑后出现了退化,亲和力反而下降了,则会被免疫系统删除,这种机制称为克隆删除。作为免疫算法中基于克隆选择学说而产生的克隆选择算法<sup>[19]</sup>是模拟生物免疫系统内部的一种微演化过程的免疫优化算法。

### 1.3 克隆选择和离散粒子群混合算法

粒子群优化算法在运行过程中,如果某粒子发现了一个当前最优位置,其他粒子将迅速向其靠拢,出现“聚集”现象,导致种群多样性的降低。如果当前所发现的最优位置是局部最优点,粒子群就无法

在解空间内重新搜索,算法陷入局部最优,出现早熟收敛现象。针对传感器空间优化布置问题的特殊性,笔者结合已有的研究提出了一种新型克隆选择和离散粒子群混合算法,并引入遗传算法中的换位算子和移位算子作为克隆选择算法中的高频变异算子。该方法可以将粒子群算法的快速收敛性能与克隆选择算法的局部搜索特性有效结合,使其具有更强的全局寻优能力。

改进算法的实现思想如图1所示。

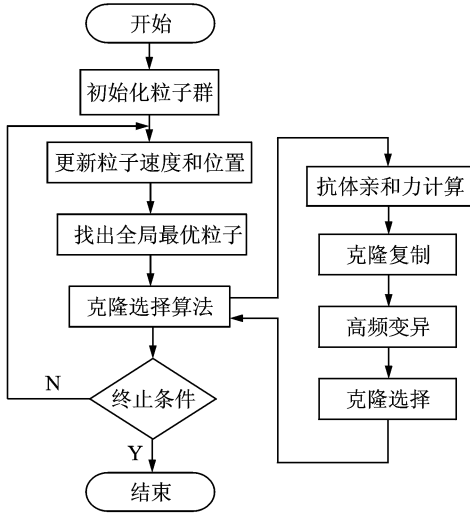


图1 改进克隆选择和离散粒子群混合算法实现思想

Fig. 1 The idea of CSA-DPSO

## 2 应变传感器的优化布置准则

应变传感器是结构现场测试和模型试验中常用的传感器型式。应变模态在空间分布上不同于位移模态,且目前对应变传感器优化布置的研究较少。基于此,笔者提出了对应变传感器优化布置的两个优化目标函数。

根据理论模型中应变模态矩阵各个模态向量的独立性和正交性<sup>[20]</sup>,假设有 $k$ 个应变传感器优化配置的候选位置,要识别的目标振型数目为 $m$ ,要布置的应变传感器数目为 $n$ 。根据振动理论,传感器位置的结构输出 $\boldsymbol{\varepsilon} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ ,应变振型矩阵 $\boldsymbol{\Psi} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 和目标模态坐标 $\boldsymbol{q} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 之间存在以下关系

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \sum_{r=1}^m q_r \boldsymbol{\psi}_r = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{q} \quad (3)$$

式(3)中模态坐标的最小二乘估计为

$$\hat{\boldsymbol{q}} = [\boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi}]^{-1} \boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

取估计误差的协方差最小作为最佳估计。考虑噪声影响,输出方程可以写为

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{q} + \boldsymbol{u} \quad (5)$$

其中: $\boldsymbol{u}$ 为方差为 $\sigma^2$ 的高斯分布白噪声。

这里假设测量噪声相互独立且对各个传感器测量信号的统计特性相同,则估计误差的协方差为

$$P = E[(\boldsymbol{q} - \hat{\boldsymbol{q}})(\boldsymbol{q} - \hat{\boldsymbol{q}})^T] = [\sigma^2 \boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi}]^{-1} = \frac{1}{\sigma^2} \boldsymbol{Q}^{-1} \quad (6)$$

其中: $\boldsymbol{Q}$ 称之为 Fisher 信息矩阵。

当 $\boldsymbol{Q}$ 取极大值时,估计误差的协方差 $P$ 最小,结构应变模态坐标能够获得最佳无偏估计。本研究首先选取 Fisher 信息矩阵的行列式作为应变传感器位置选取的依据,则第1个适应度函数 $f_1$ 定义为

$$f_1 = \det(\boldsymbol{Q}) = \det(\boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi}) \quad (7)$$

式(7)的原理是使感兴趣的应变模态向量尽可能保持线性无关,从而在测试中用有限的应变传感器采集到更多的应变模态信息,但该准则的不足之处是具有较低模态能量的位置也有可能被选作测点位置。

为了改进式(7)在选择应变传感器位置时不能综合考虑模态能量的问题,笔者发展了一种综合保证测点应变模态能量和目标模态线性无关性的方法。

首先,归一化处理各阶应变模态

$$\nu_{ir} = \frac{\psi_{ir}^2}{\sum_{i=1}^n \psi_{ir}^2} = \frac{\psi_{ir}^2}{\psi_r^2} \quad (8)$$

其中: $\nu_{ir}$ 为归一化后的第 $i$ 个传感器对第 $r$ 阶应变模态的贡献; $\psi_r$ 为由布置传感器的自由度构成的应变模态振型; $\psi_{ir}$ 为 $\psi_r$ 的第 $i$ 个元素。

那么,模态能量贡献矩阵可以表达为

$$\boldsymbol{\Delta} = \begin{bmatrix} \nu_{11} & \nu_{12} & \cdots & \nu_{1m} \\ \nu_{21} & \nu_{21} & \cdots & \nu_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \nu_{n1} & \nu_{n2} & \cdots & \nu_{nm} \end{bmatrix} \quad (9)$$

然后,定义该传感器布置方案的模态能量指标为

$$E = \sum_{r=1}^m \sum_{i=1}^n \nu_{ir} \quad (10)$$

则综合保证测点模态应变能量和目标模态线性无关性的适应度函数 $f_2$ 定义为

$$f_2 = \alpha \sum_{r=1}^m \sum_{i=1}^n \frac{\psi_{ir}^2}{\sum_{i=1}^n \psi_{ir}^2} \det(\boldsymbol{\Psi}^T \boldsymbol{\Psi}) \quad (11)$$

其中: $\alpha$ 为调整参数,可以将适应度的值调整到合适的范围,以利于智能算法优化的进行。

### 3 对比与验证

#### 3.1 目标模态与候选测点选取

本研究选取黄河干流上游的拉西瓦拱坝作为研究对象,利用提出的新型算法结合两个应变传感器优化准则进行应变传感器的优化配置,以期达到利用较少的传感器准确识别拱坝各目标模态参数的目的。混凝土拱坝的低阶模态具有较大的振型参与系数,能够描述结构系统的动态特性。笔者将该拱坝的前 5 阶应变模态选作目标模态。由于篇幅所限,这里重点研究横河向应变传感器的优化布置,候选测点为坝体下游面的 551 个节点。采用有限元法计算坝体湿模态下前 5 阶自振频率和应变模态振型。为不失一般性,布置的应变传感器数目为 30 个。

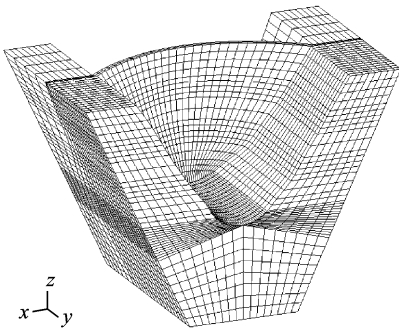


图 2 拱坝有限元模型图

Fig. 2 Finite element model of the arch dam

#### 3.2 算法性能对比

基于  $f_1$  和  $f_2$  两个优化准则,分别采用离散粒子群算法(discrete particle swarm optimization algorithm, 简称 DPSO 算法)、文献[13]中的二重结构编码遗传算法及笔者提出的 CSA-DPSO 混合算法进行 100 次传感器优化配置寻优,得到的优化配置结果如表 1 所示。基于两个适应度函数的典型优化过程线如图 3,4 所示。其中,3 种算法的种群大小均为 500,DPSO 和 CSA-DPSO 的基本参数相同。二重结构编码遗传算法的参数设置按照文献[13]所

述选取。当 3 种算法到达最大迭代次数 1 000 或者连续搜索 50 次最优适应度值不变时,算法终止。

由表 1 可以看出,笔者提出的 CSA-DPSO 混合算法在解决高维度下传感器优化布置的寻优效率上有明显优势,该算法的收敛速度很快,在绝大部分情况下均能搜索到最优值。DPSO 算法收敛所需迭代步数较多,且极易陷入局部最优值,大多数情况下无法搜索到全局最优值,寻优性能较 CSA-DPSO 混合算法有很大差距。二重结构编码遗传算法是一种改进遗传算法,该算法在应变传感器的优化布置寻优中收敛速度较 CSA-DPSO 和 DPSO 慢,寻优效果较 DPSO 算法好,但是相比笔者提出的 CSA-DPSO 算法仍有一定差距。从 3 种算法的典型优化过程对比图中可以看出,CSA-DPSO 混合算法有较强的跳出局部最优的能力,且收敛速度快于其他两种算法,在解决高维度问题时能够较快地搜索到全局最优值,是一种很有效率的全局优化算法。

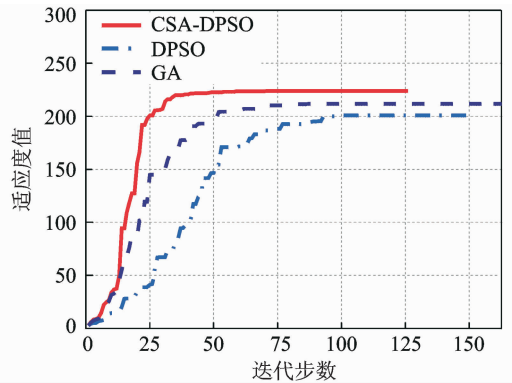


图 3 基于优化准则 1 的典型优化过程对比

Fig. 3 Convergence process under fitness function 1

#### 3.3 基于优化准则的比较

为了验证两个适应度函数下应变传感器布置方案的性能,选取模态应变能准则和应变模态保证准则两种指标对运用和两个适应度函数得到的方案进行比较。其中,模态应变能准则可以评估测点是否布设在反应的高幅点,是否有利于数据的采集及提高测试的抗噪能力;应变模态保证准则可以评估试

表 1 3 种算法的寻优性能比较

Tab. 1 Optimization performance comparison for three algorithms

测点数目	算法	$f_1$			$f_2$				
		已知最优值	得到最优值的概率/%	均值	平均迭代步数	已知最优值	得到最优值的概率/%	均值	平均迭代步数
30	GA		76	210.21	167		78	289.49	174
	DPSO	223.93	4	200.34	155	304.18	1	265.46	143
	CSA-DPSO		90	223.85	125		92	303.96	120

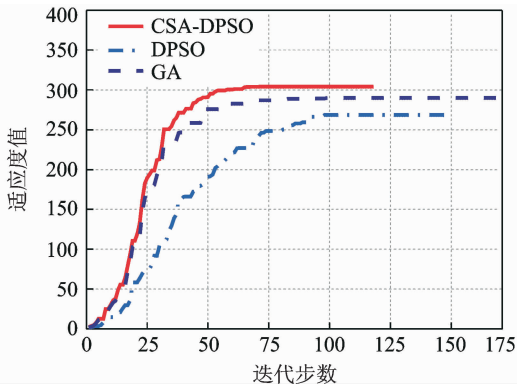


图 4 基于优化准则 2 的典型优化过程对比

Fig. 4 Convergence process under fitness function 2

验模态向量的正交性。

第 1 种比较准则：模态应变能准则。通过计算，得到两种准则下模态应变能分别为 256.45 和 272.15。可见，第 2 个适应度函数所对应的方案能够更好地适应环境噪音较大的现场测试情况，提高结构动态响应信号测量时的信噪比。

第 2 种比较准则：应变模态保证准则。应变模态置信准则 (strain modal assurance criterion, 简称 SMAC) 由 MAC 变换得来，是评价应变模态向量空间交角的很好工具，其计算公式为

$$SMAC_{ij} = \frac{(\Psi_i^T \Psi_j)^2}{(\Psi_i^T \Psi_i)(\Psi_j^T \Psi_j)} \quad (12)$$

其中：SMAC<sub>ij</sub> 为第 *i* 阶模态和第 *j* 阶模态之间的应变模态置信因子； $\Psi_i$  和  $\Psi_j$  分别为第 *i* 阶和第 *j* 阶应变模态向量。

SMAC 矩阵的非对角元越小，所选测点量测应变模态向量的空间交角越大，各阶模态向量也就越容易被识别。计算得出两个适应度函数对应方案的非对角元最大值分别为 0.157 和 0.126，这说明优化准则 2 在保证量测向量空间交角即所测应变模态正交性方面优于优化准则 1。

基于以上分析，得到 30 个传感器时的最优布置方案如图 5 所示。

通过已有传感器输出效应值结合三次样条插值法对拱坝下游面其他候选节点的振型进行模态扩展，构造结构下游面横河向的效应值，然后与有限元计算值比较来判断布置方案的优劣。为定量判断实测第 *i* 阶应变振型与有限元计算结果之间的吻合程度，定义两者之间的均方根误差为

$$RMS_i = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [\Psi_j^{CS} - \Psi_j^{FE}]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

其中：RMS<sub>*i*</sub> 为第 *i* 阶实测与理论应变振型的均方根误差；*N* 为有限元模型的节点数；上标 CS 和 FE

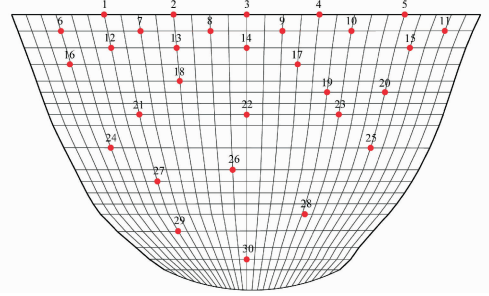


图 5 应变传感器最优布置方案

Fig. 5 The optimal strain sensor placement scheme

分别表示实测和有限元计算。

研究中通常将 RMS 值与振型最大值相比较，若两者比值在 5% 以内，表明两者吻合的非常好；若比值在 5%~10% 之间，表明两者吻合的比较好。经式 (13) 计算，前 5 阶振型的均方根误差分别为 2.54%，3.55%，4.89%，4.27% 和 4.35%，均在 5% 以内，这说明两者吻合的很好。可见，笔者提供的测点布置方案能够达到较准确识别拱坝应变模态的目的。

## 4 结 论

1) CSA-DPSO 算法将粒子群算法的快速收敛性能与克隆选择算法的局部搜索特性有效结合，经算法性能验证，该算法在解决高维度的传感器优化算法问题时，其收敛速度和全局寻优能力上均优于 DPSO 算法和二重编码遗传算法。

2) 选取应变模态保证准则和模态应变能准则对两个适应度函数得到的方案进行评价。结果表明，笔者提出的第 2 个适应度函数在保证模态正交性及提高抗噪能力上更有优势。

3) 将该方法应用到拉西瓦拱坝的应变传感器优化布置中。实测结果表明，该方案能够很好地识别出拱坝的应变振型，有效验证了该方法的适用性。

## 参 考 文 献

- [1] Udawadia F E, Garba J. Optimal sensor locations for structural identification [C] // Proceedings of JPL Workgroup on Identification and Control of Flexible Space Structures. San Diego, California; [s. n.], 1985: 247-261.
- [2] 马震岳, 张克华, 陈婧. 传感器优化布设在水电站厂房振动特性研究中应用[J]. 大连理工大学学报, 2006, 46(2): 262-265.

- Ma Zhenyue, Zhang Kehua, Chen Jing. Application of optimal sensor placement algorithms for vibration characteristics analysis of power house in hydropower station[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2006, 46(2): 262-265. (in Chinese)
- [3] Kammer D C. Sensor placement for on-orbit modal identification and correlation of large space structures [J]. AIAA Journal, 1991, 26 (1): 104-121.
- [4] 袁爱民, 戴航, 孙大松. 基于 EI 及 MAC 混合算法的斜拉桥传感器优化布置[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29 (1): 55-59.
- Yuan Aimin, Dai Hang, Sun Dasong. Optimal sensor placement of cable-stayed bridge using mixed algorithm based on effective independence and modal assurance criterion methods [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29 (1): 55-59. (in Chinese)
- [5] Worden K, Burrows A P. Optimal sensor placement for fault detection [J]. Engineering Structures, 2001, 23(8): 885-901.
- [6] Heo G, Wang M L, Satpathi D. Optimal transducer placement for health monitoring of long span bridge [J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 1997, 16: 495-502.
- [7] Schedlinski C, Link M. An approach to optimal pick-up and exciter placement [C] // Proceedings of 14th International Modal Analysis Conference. Dearborn, USA: [s. n.], 1996: 376-382.
- [8] Carne T G, Dohmann C R. A modal test design strategy for modal correlation [C] // Proceedings of 13th International Modal Analysis Conference. New York, USA: [s. n.], 1995: 927-933.
- [9] Chen G S, Bruno R J, Salama M. Optimal placement of active/passive members in truss structures using simulated annealing [J]. AIAA Journal, 1991, 26 (8): 1327-1343.
- [10] Abdullah M M, Richardson A, Jameel H. Placement of sensors/actuators on civil structures using genetic algorithms [J]. Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 2001, 30(8): 1167-1184.
- [11] 李戈, 秦权, 董聪. 用遗传算法选择悬索桥监测系统中传感器的最优布点 [J]. 工程力学, 2000, 17(1): 25-34.
- Li Ge, Qin Quan, Dong Cong. Optimal placement of sensors for monitoring systems on suspension bridges using genetic algorithms [J]. Engineering Mechanics, 2000, 17(1): 25-34. (in Chinese)
- [12] 刘娟, 黄维平. 二重结构编码遗传算法在传感器配置中的应用 [J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(4): 281-284.
- Liu Juan, Huang Weiping. Application of dualistic coding genetic algorithms to sensor placement [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(4): 281-284. (in Chinese)
- [13] Liu Wei, Gao Weicheng, Sun Yi, et al. Optimal sensor placement for spatial lattice structure based on genetic algorithms [J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 317(1-2): 175-189.
- [14] 覃柏英, 林贤坤, 张令弥, 等. 面向桥梁状态评估的传感器优化配置 [J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(3): 441-446.
- Qin Boying, Lin Xiankun, Zhang Lingmi, et al. Optimal sensor placement for bridge condition assessment [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(3): 441-446. (in Chinese)
- [15] 程建旗, 闫维明, 陈彦江, 等. 传感器优化布置的改进有效独立算法 [J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5): 812-816.
- Cheng Jianqi, Yan Weiming, Chen Yanjiang, et al. Optimal sensor placement for bridge structure based on improved effective independence [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5): 812-816. (in Chinese)
- [16] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Network. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [17] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 10-20.
- [18] Burnet F M. The clonal selection theory of acquired immunity [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1959: 1-100.
- [19] Leandro N de Castro, Fernando J Von Zuben. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 3(6): 239-251.
- [20] 李德葆, 陆秋海. 实验模态分析及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2001: 216-226.



**第一作者简介:** 李德春, 男, 1984年2月生, 博士研究生。主要研究方向为枢纽、码头水工结构整体无损动态检测与评估技术。曾发表《基于实时监测与数值分析的码头靠泊安全综合评估分析》(《海洋工程》2013年第31卷第6期)等论文。  
E-mail: lidc@mot.gov.cn