

DOI: 10.7652/xjtuxb201501013

利用粒子群算法的传感器优化布置 及结构损伤识别研究

赵建华¹, 张陵¹, 孙清²

(1. 西安交通大学机械结构强度与振动国家重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学土木工程系, 710049, 西安)

摘要: 为了合理布置结构健康监测系统中传感器的位置及满足结构损伤识别的要求,提出了一种基于改进粒子群算法的传感器优化布置方法。首先以模态保证准则(MAC)矩阵的最大非对角元极小化为目标,构造出满足优化条件的适应度函数,并采用改进的粒子群算法搜索出传感器的最佳布设位置;其次,利用振型扩充技术把有限测点的测量模态数据扩充为完整自由度模态数据,并利用所提损伤识别方法进行结构损伤识别;最后,通过一个二维平面桁架结构算例对所提方法进行有效性验证。数值结果表明,所提传感器布设方法能够高效地搜索出给定数目的传感器优化位置,且利用其优化结果能够准确地识别出结构的损伤位置和程度。

关键词: 传感器优化布置;结构损伤识别;粒子群优化算法;振型扩充;模态保证准则

中图分类号: TU311.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)01-0079-07

Optimal Placement of Sensors for Structural Damage Identification Using Improved Particle Swarm Optimization

ZHAO Jianhua¹, ZHANG Ling¹, SUN Qing²

(1. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Department of Civil Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A method to optimize sensor locations based on an improved particle swarm optimization (PSO) is presented to reasonably arrange sensors in the structural health monitoring and to effectively identify the structural damage. Firstly, a fitness function is constructed as the optimization criterion by minimizing the maximum off-diagonal element of the MAC matrix. Then, an improved PSO is used to find the optimal location of sensors. Secondly, a limited amount of incomplete measured modal data for the structure is expanded into complete modal data by using the dynamic expansion method. Then, a damage identification method is employed to identify the location and the extent of structural damage based on the complete modal data. Finally, a numerical example of the planar truss structure is taken to verify the effectiveness of the proposed method. The simulation results show that the proposed method effectively finds the optimal locations for a given number of sensors in a truss structure and accurately identifies the location and extent of structural damage using the measured modal data obtained from the optimized sensor distribution strategy.

Keywords: optimal sensor placement; structural damage identification; particle swarm optimization; mode shape expansion; modal assurance criterion

收稿日期: 2014-06-17。 作者简介: 赵建华(1981—),男,博士生;张陵(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(11172226)。

网络出版时间: 2014-10-28

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20141028.0745.001.html>

损伤识别是结构健康监测研究的核心内容,其分析数据主要源于安装在结构各部位的传感器所获取的结构响应信息。由于受经济和结构运行状态等方面的限制,在所有结构自由度上安装传感器是不可能也是不现实的^[1],且过多传感器所带来的冗余数据会对信息的高速存储与有效分析带来一定的困难,因此如何将有限数目的传感器布置在结构最合理的位置(即传感器的优化布置问题),并利用这些有限测点的测量数据进行损伤识别是结构健康监测系统需要解决的一个关键性问题。近年来,人们对以结构损伤识别为目标的传感器优化布置问题进行了广泛的研究,并提出了许多方法。Cobb等为了利用有限数量的传感器测量信息进行损伤识别,提出了一种基于结构特征向量灵敏度分析的传感器布置方法^[2]。Shi等选择对Fisher信息阵的秩贡献大的自由度作为传感器布设位置,利用有限测点的模态信息、多损伤定位保证准则方法,确定了结构的损伤位置^[3]。Bruggi等利用拓扑优化方法对传感器进行最佳布置,并对柔性板结构进行了损伤识别^[4]。Moore等结合遗传算法和最速下降优化方法对传感器进行最优配置,并通过实验数据确定出了铝板的裂纹位置^[5]。曾国华等在Shi等人工作的基础上,综合考虑各测量数据的噪声程度差异影响,提出了针对结构损伤识别的传感器优化布置的一种修正方法^[6]。吴子燕等分析了模态变化对结构损伤的影响,提出了基于损伤敏感性的传感器优化配置方法^[7]。孙小猛等为了满足结构健康监测和损伤识别的要求,提出了一种以损伤可识别性与模态可观测性相协调为目标的传感器优化模型^[8]。上述方法开展以损伤识别为目标的传感器优化布置研究,虽取得了一定的成绩,但仍有传感器布置理论太过复杂、优化效率较低、大多数方法损伤定位效果尚可但损伤定量效果欠佳等不足。本文提出了一种基于改进粒子群算法的桁架结构传感器优化布置方法,该方法首先根据模态保证准则构造出适应度函数,使得测量的各模态向量间夹角尽可能大,并采用高效的智能优化算法,即改进的粒子群算法搜索出传感器的最佳布设位置;其次,利用振型扩充技术把有限测点的测量模态数据扩充为完整自由度模态数据,并利用所提损伤识别方法识别出结构的损伤位置和程度;最后,通过一个二维平面桁架结构数值算例验证了该方法进行传感器优化布置及损伤识别的可行性和有效性。

1 结构损伤识别基本理论

1.1 损伤方程

由结构动力学可知,如果一个 n 自由度的结构体系受到外部荷载力作用,其动力学方程为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{X}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{X}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{X}(t) = \mathbf{F}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 和 $\mathbf{K}$ 分别为 $n \times n$ 阶质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵; $\ddot{\mathbf{X}}(t)$ 、 $\dot{\mathbf{X}}(t)$ 和 $\mathbf{X}(t)$ 分别为 n 维加速度、速度和位移列向量; $\mathbf{F}(t)$ 为外部荷载力向量。如果忽略阻尼的影响,其特征方程可表示为

$$(\mathbf{K} - \lambda_i \mathbf{M}) \boldsymbol{\varphi}_i = 0 \quad (2)$$

式中: λ_i 和 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 分别表示结构的第 i 阶特征值和其对应的模态振型。

一般情况下,损伤只引起结构刚度的减小,而结构的质量保持不变。根据摄动理论,损伤后结构的特征方程为

$$[(\mathbf{K} - \Delta\mathbf{K}) - (\lambda_i - \Delta\lambda_i)\mathbf{M}](\boldsymbol{\varphi}_i - \Delta\boldsymbol{\varphi}_i) = 0 \quad (3)$$

式中: $\Delta\mathbf{K}$ 表示结构损伤前后刚度的改变量; $\Delta\lambda_i$ 、 $\Delta\boldsymbol{\varphi}_i$ 分别表示结构损伤引起的第 i 阶特征值及其对应的模态振型变化量。

忽略高阶项的影响,将式(3)展开并整理可得

$$(\mathbf{K} - \lambda_i \mathbf{M}) \boldsymbol{\varphi}_i - (\mathbf{K} - \lambda_i \mathbf{M}) \Delta\boldsymbol{\varphi}_i - (\Delta\mathbf{K} - \Delta\lambda_i \mathbf{M}) \boldsymbol{\varphi}_i = 0 \quad (4)$$

对比式(2)、式(4),第一项为结构无损伤状态下的特征方程。对式(4)两端同时左乘 $\boldsymbol{\varphi}_i^T$,得

$$\boldsymbol{\varphi}_i^T (\mathbf{K} - \lambda_i \mathbf{M}) \Delta\boldsymbol{\varphi}_i + \boldsymbol{\varphi}_i^T (\Delta\mathbf{K} - \Delta\lambda_i \mathbf{M}) \boldsymbol{\varphi}_i = 0 \quad (5)$$

因为刚度、质量矩阵均为对称方阵,即 $\mathbf{K}^T = \mathbf{K}$, $\mathbf{M}^T = \mathbf{M}$,所以对式(2)两端转置可知式(5)第一项为0。假定振型满足质量归一化条件,即 $\boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{M} \boldsymbol{\varphi}_i = 1$,式(5)可简化为

$$\boldsymbol{\varphi}_i^T \Delta\mathbf{K} \boldsymbol{\varphi}_i = \Delta\lambda_i \quad (6)$$

式(6)表达了损伤前后结构刚度矩阵的变化与损伤结构的测量模态参数之间的关系。由于基于振型和有限元模型的损伤识别技术都要求测量振型、有限元模型自由度数相一致^[9],所以式(6)必须满足测量振型完整的要求。

结构损伤引起刚度的局部变化,在有限元模型中可以用比例损伤模型来表示刚度矩阵的改变量,即 $\Delta\mathbf{K}$ 可以表示为每个单元刚度矩阵与损伤系数乘积的和,具体表示为^[10]

$$\Delta\mathbf{K} = \sum_{j=1}^{n_e} \alpha_j \mathbf{K}_j, \quad 0 \leq \alpha_j \leq 1 \quad (7)$$

式中: $\mathbf{K}_j$ 、 α_j 分别表示第 j 个单元的刚度矩阵和与其相对应的损伤系数; n_e 是单元总数目。损伤系数 α_j

是定义在单元水平上的待识别参数,其值大小不仅可以表示单元的损伤程度,而且也直接指示了单元的损伤位置,因而可以用损伤系数 α_j 作为结构损伤识别因子去识别结构的损伤位置及程度。当 $\alpha_j = 0$ 时,表示该单元无损伤;当 $\alpha_j = 1$ 时,表示该单元已完全损伤;当 α_j 介于 0 和 1 之间时,表示该单元发生一定程度的损伤。

将式(7)代入式(6),整理可得

$$\sum_{j=1}^{n_e} \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{K}_j \boldsymbol{\varphi}_i \alpha_j = \Delta \lambda_i \quad (8)$$

式(8)为含有未知损伤系数 α_j 的控制方程。其中 i 的取值范围可以从 1 变化到 r , r 为测量振型的阶数。

1.2 振型扩充

在实际的振动测试中,由于受测试条件的限制,传感器只能布置在结构有限的自由度位置处,从而使得测量自由度数通常远远少于结构总的自由度数,即测量模态数据不完整,而由式(8)可知,求解未知的损伤系数则需要完整的结构自由度测量振型信息。为了解决这一问题,本文利用振型动力扩充技术^[11]把有限的测量自由度振型扩展为全部自由度振型,其基本思路是:将实测自由度扩展到有限元模型理论自由度上,利用插值扩阶方法获得未测量自由度上的振动信息,进而获得整个结构完整自由度上的振动信息。将结构模型的所有自由度按测量点自由度和非测量点自由度进行划分,特征方程式(2)可分割为如下形式

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}^{mm} & \mathbf{K}^{mu} \\ \mathbf{K}^{um} & \mathbf{K}^{uu} \end{bmatrix} - \lambda_i \begin{bmatrix} \mathbf{M}^{mm} & \mathbf{M}^{mu} \\ \mathbf{M}^{um} & \mathbf{M}^{uu} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \boldsymbol{\varphi}_i^m \\ \boldsymbol{\varphi}_i^u \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (9)$$

式中: m 、 u 分别表示测量和非测量自由度。由式(9)的第 2 个分割方程可知,非测量部分振型可表示为

$$\boldsymbol{\varphi}_i^u = -[\mathbf{K}^{uu} - \lambda_i \mathbf{M}^{uu}]^{-1} [\mathbf{K}^{um} - \lambda_i \mathbf{M}^{um}] \boldsymbol{\varphi}_i^m \quad (10)$$

相应地,对于第 i 阶经过扩充后的完整振型 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 包含测量振型 $\boldsymbol{\varphi}_i^m$ 和非测量振型 $\boldsymbol{\varphi}_i^u$ 两部分,可以表示为

$$\boldsymbol{\varphi}_i = \begin{Bmatrix} \boldsymbol{\varphi}_i^m \\ \boldsymbol{\varphi}_i^u \end{Bmatrix} = \mathbf{T}_d \boldsymbol{\varphi}_i^m \quad (11)$$

式中: $\mathbf{T}_d$ 为动力扩充变换矩阵。由式(10)、式(11)可知,变换矩阵为

$$\mathbf{T}_d = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ -[\mathbf{K}^{uu} - \lambda_i \mathbf{M}^{uu}]^{-1} [\mathbf{K}^{um} - \lambda_i \mathbf{M}^{um}] \end{bmatrix} \quad (12)$$

1.3 方程求解

在获得完整测量振型的基础上,通过式(8)求解损伤系数。假如实际测得 r 阶模态,式(8)可改写为

$$\mathbf{S} \boldsymbol{\alpha} = \Delta \boldsymbol{\lambda} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{S}$ 是一个 $r \times n_e$ 阶矩阵,且 $\mathbf{S}_{ij} = \boldsymbol{\varphi}_i^T \mathbf{K}_j \boldsymbol{\varphi}_i$,表示与振型和单元刚度矩阵相关的敏感性矩阵; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n_e}]^T$ 是一个 $n_e \times 1$ 维列向量,表示单元损伤系数向量; $\Delta \boldsymbol{\lambda} = [\Delta \lambda_1, \Delta \lambda_2, \dots, \Delta \lambda_r]^T$ 是一个 $r \times 1$ 维列向量,表示损伤前后特征值变化向量。

式(13)的阶数等于实测的模态阶数 r ,其未知量的个数等于单元数目 n_e ,根据 r 、 n_e 之间的大小关系,式(13)的解可表示为

$$\text{当 } r = n_e \text{ 时, } \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{S}^{-1} \Delta \boldsymbol{\lambda} \quad (14)$$

$$\text{当 } r > n_e \text{ 时, } \boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T \Delta \boldsymbol{\lambda} \quad (15)$$

$$\text{当 } r < n_e \text{ 时, } \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{S}^T (\mathbf{S} \mathbf{S}^T)^{-1} \Delta \boldsymbol{\lambda} \quad (16)$$

式(14)表示,当实测模态阶数等于单元数目时,即方程个数与未知量个数相等时,方程有唯一解;式(15)表示,当实测模态阶数大于单元数目时,即方程个数多于未知量个数时,方程为超定方程,为了得到方程唯一解,可以利用最小二乘法使得误差函数的平方最小然后进行求解;式(16)表示,当实测模态阶数小于单元数目时,这时方程为不定方程,理论上将有无数解,为了获得方程唯一且确定的解,将式(16)转化为序列二次规划问题^[12],即

$$\mathbf{J} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\alpha}^T \boldsymbol{\alpha} \quad (17)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{S} \boldsymbol{\alpha} = \Delta \boldsymbol{\lambda}, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (18)$$

式(17)为目标函数,式(18)为约束方程和附加不等式约束条件。此非线性优化问题可以利用序列二次规划方法进行求解。

2 传感器优化布置方法

传感器的优化布置问题本质上是一类特殊的旅行商问题,就是将给定数目的传感器布置在最优位置处,以便获取尽可能多的结构动力特性信息和响应数据。要对传感器进行优化布置,需确定出合理的且能够满足设计要求的优化准则和选用简单高效的优化方法。目前,应用于模态实验的传感器布置准则很多^[13],如有效独立法(EFI)、运动能量法(MKE)和模态保证准则法(MAC)等。其中,MAC法主要用来评价模态空间交角的大小,因而可以通过区分结构损伤前后的模态信息来识别损伤。粒子群算法是近年发展起来的一种基于群智能的随机优化算法,该方法具有计算效率高、收敛速度快、鲁棒性好且简单易实现等特点,已经在函数优化、模式识别、神经网络设计等领域得到应用。本文针对桁架结构的损伤识别问题,拟采用 MAC 准则和改进粒子群算法对传感器进行优化布置。

2.1 适应度函数

由于测量自由度远小于结构模型的自由度且受到测试精度和测量噪声的影响,从而测得的模态向量已不可能保证其正交性,因此在选择测点时有必要使测量的各模态向量趋于正交。MAC 是评价模态空间交角的一个很好的工具,其公式为^[14]

$$A_{ij} = \frac{(\phi_i^T \phi_j)^2}{(\phi_i^T \phi_i)(\phi_j^T \phi_j)} \quad (19)$$

式中: ϕ_i 、 ϕ_j 分别为第 i 阶和第 j 阶不完整模态向量。可以看出,MAC 矩阵的非对角元素 A_{ij} ($i \neq j$) 代表了相应模态向量的交角状况。当其值为 0 时,表明第 i 阶和第 j 阶向量相互正交;当其值为 1 时,表明两向量不可分辨。也就是说其值越小,各阶测试自由度模态的独立性越好,传感器的布置效果也就越好;反之,各阶测试自由度模态的相关性越大,传感器的布置效果越差。因此,测点的选择应力求使 MAC 矩阵的非对角元素值最小。

粒子群算法在搜索进化过程中直接用适应度函数(即优化准则)来评价解群的优劣,并以此作为粒子速度和位置更新的依据。本文优化的准则是力求使结构 MAC 矩阵的最大非对角元素极小化,即目标函数为最小化问题。考虑到表征两模态向量相关性的 MAC 矩阵非对角元素的值介于 0、1 之间,构造适应度函数为^[15]

$$\text{Fitness}(f(x)) = 1 - f(x) \quad (20)$$

式中: $f(x) = \max_{i \neq j} \{A_{ij}\}$ 。从而将目标函数的极小化问题转化为了适应度函数的最大化问题。

2.2 粒子群算法及其改进

粒子群优化(PSO)算法最初是由 Eberhart 和 Kennedy^[16]于 1995 年受鸟群捕食行为的启发而提出的一种基于群体智能的进化计算技术,其数学描述为:一个由 q 个粒子组成的群体在 D 维搜索空间中以一定速度飞行,每个粒子在搜索时都包含当前位置、历史最好位置和速度 3 个属性。假定当前为第 t 代,那么对于 D 维搜索空间中的第 i 个粒子可以表示为

粒子位置: $\mathbf{X}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$

粒子速度: $\mathbf{V}_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t)$

粒子的当前个体最优: $\mathbf{P}_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{iD}^t)$

当前群体最优: $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$

通过评价每个粒子的适应度值,确定在第 t 代每个粒子的当前个体最优和当前群体最优,然后更新每个粒子的速度和位置,即

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t) \quad (21)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (22)$$

式中: v_{id}^t 是第 i 个粒子在第 t 次迭代过程中第 d 维的速度; $i=1,2,\dots,q$ 为第 i 个个体, q 为种群大小; $t=1,2,\dots,T_{\max}$ 表示迭代次数; $d=1,2,\dots,D$ 表示优化问题维数; c_1 、 c_2 为加速系数,其作用是使得粒子具有自我和社会认知能力,通常取正的常数; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数,用来维护群体的多样性; x_{id}^t 为第 i 个粒子在第 t 次迭代过程中第 d 维的当前位置; p_{id}^t 是第 i 个粒子在第 t 次迭代过程中第 d 维个体极值点的位置; P_{gd} 是整个粒子群在第 d 维迄今为止搜索到的最好全局极值点的位置。为了防止粒子远离搜索空间,粒子每一维速率 $v_{\max}$ 通常会被限制在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 范围内, $v_{\max}$ 的选择会影响算法的全局和局部搜索能力,如果其值太大,粒子将会飞离最好解,太小则会陷入局部最优,因此一般是将 $v_{\max}$ 设定为每维变量的变化范围,而不需要进行精细的选择和调节。

粒子群优化算法具有收敛速度快、计算效率高、设置参数少、操作简单等特点,非常适用于优化问题的求解,但该算法存在易于陷入局部最优及早熟收敛等现象。为了避免这一缺陷,Shi 等提出基于惯性权重的粒子更新改进方法^[17]

$$v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}^t) \quad (23)$$

式中: ω 称为惯性权重,其作用是用来控制当前速度对后面的影响。研究表明:惯性权重越大,则粒子继承当前速度的能力越强,有利于跳出局部极值点;反之,粒子继承当前速度的能力越弱,有利于算法的收敛。为了平衡全局和局部搜索之间的关系,Shi 等又进一步提出了一种惯性权重随算法迭代次数线性递减的方法^[18]。算法在初期使用较大的惯性权重以便粒子全局搜索,可快速确定出最优解的大致位置;后期则随着惯性权重的减小,粒子速度减慢,开始在局部精细地搜索。这种策略既加快了算法的收敛速度,也提高了算法的精确性。线性递减惯性权重表示为

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{T_{\max} - N}{T_{\max}} + \omega_{\min} \quad (24)$$

式中: $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$ 分别表示惯性权重的最大值和最小值,且 $0.1 \leq \omega_{\min} < \omega_{\max} \leq 0.9$; N 、 $T_{\max}$ 分别表示当前迭代次数和最大迭代次数。

改进粒子群算法的具体步骤如下。

步骤 1:初始化群体基本参数,将各粒子的 P_i 取为 X_i ,取 P_g 为 P_i 中的最优值;

步骤 2:计算群体中每个粒子的适应度值;

步骤 3:比较粒子适应度值与它的个体极值 P_i ,如果优于 P_i ,则将当前的位置作为 P_i ;

步骤 4:比较所有粒子中最好的个体极值 P_i 与群体全局极值 P_g ,如果优于 P_g ,则将其设置为 P_g ;

步骤 5:根据式(23)和式(22)更新粒子的速度和位置;

步骤 6:当迭代次数达到预先设置的最大迭代次数时停止运算,且输出 P_g 及对应的适应度值,否则转到步骤 2。

3 数值分析

为了验证所提方法的有效性,以图 1 所示二维平面桁架结构为仿真算例进行分析研究。结构的材料和几何参数为:弹性模量 $E=210\text{ GPa}$,泊松比 $\nu=0.3$,质量密度 $\rho=7\ 800\text{ kg/m}^3$,杆件长度 $l=0.5\text{ m}$,所有杆件横截面尺寸为 $\Phi 16\text{ mm}\times 2\text{ mm}$,杆件连接节点集中质量为 3 kg 。采用 ANSYS 有限元分析软件建立了桁架结构模型,该模型包括 20 个节点、37 个单元和 36 个自由度。杆件和集中质量分别采用 LINK1 单元和 MASS21 单元来模拟。结构约束条件为两端支座固支,节点铰接。测量数据由结构有限元模型模拟获取,且假定模态振型满足质量归一化条件。根据实践经验,每个节点只考虑竖向的平动自由度。利用子空间迭代法对结构进行模态分析,提取结构的前 6 阶固有频率和振型描述,分别如表 1 所示。

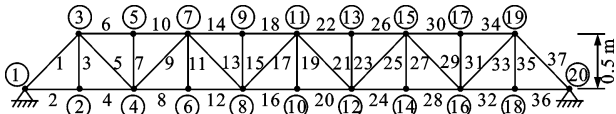


图 1 桁架结构模型

表 1 结构前 6 阶固有频率及振型描述

阶数	频率/Hz	振型描述
1	28.55	对称弯曲
2	71.94	反对称弯曲
3	132.69	反对称弯曲
4	138.40	对称弯曲
5	200.30	反对称弯曲
6	234.01	对称弯曲

3.1 传感器优化结果

以式(20)作为适应度评价函数,采用改进粒子群算法对给定数目的传感器进行优化布置。粒子群

算法的基本参数为:种群大小 $q=20$,加速度因子 $c_1=c_2=1.494\ 45$,最大速度 $v_{\max}=0.5$,最大迭代次数 $T_{\max}=300$,惯性权重 $\omega_{\max}=0.9$ 、 $\omega_{\min}=0.4$ 。选择前 6 阶模态作为优化的目标模态,分别对 4 个(4 测点)和 6 个(6 测点)竖向的传感器进行优化布置。采用改进粒子群算法对给定数目的传感器进行布设时,初始位置由粒子初始化随机产生,最终的优化结果为:4 个传感器布置节点编号为 4、8、12、17,6 个传感器布置节点编号为 2、6、7、10、15、18。从布置结果可以看出,传感器主要被布置在结构的对称和反对称位置,或者接近于这些位置的地方,其原因是结构及其约束都是对称的。图 2 给出了布置 4 个传感器时的适应度收敛曲线,当迭代至第 245 次时,其平均适应度值达到最大适应度值 0.987 8,此时 MAC 矩阵的最大非对角元值仅为 0.012 2。图 3 给出了布置 6 个传感器时的适应度收敛曲线,当迭代至第 294 次时,其平均适应度值达到最大适应度值 0.987 8。从图 2、图 3 可以看出,在两种情况下的最大适应度值都可以快速趋近于一个常数,而且平均适应度值也会随着迭代次数的增加而趋于最大适应度值。由此可见,改进的粒子群算法具有高效的收敛性,所提方法可为解决传感器的优化布置问题提供有效的途径。

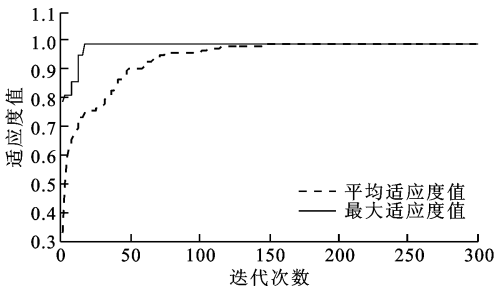


图 2 改进粒子群算法的适应度收敛曲线(4 个传感器)

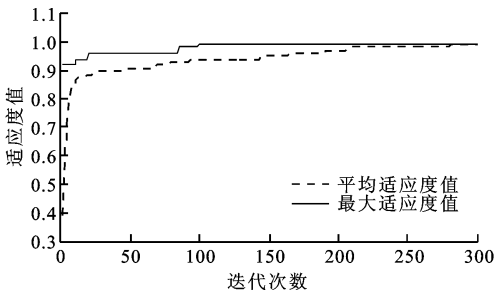
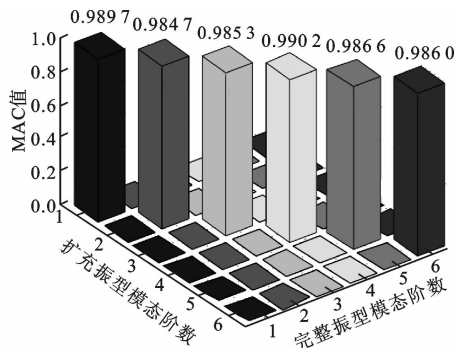


图 3 改进粒子群算法的适应度收敛曲线(6 个传感器)

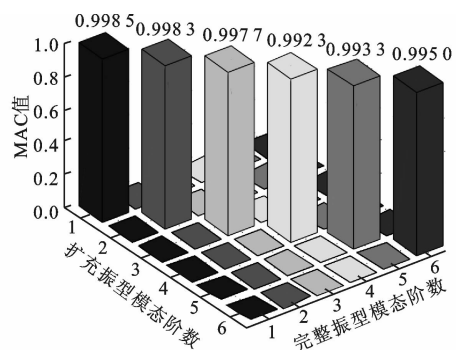
3.2 损伤识别结果

为了验证所提方法对结构损伤识别的有效性,根据传感器优化布置结果及前述损伤识别方法对桁

架结构进行损伤识别分析。考虑如下两种损伤工况:单元5和11发生损伤,刚度分别降低40%和30%;单元8、13和15发生损伤,刚度分别降低30%、40%和30%。损伤通过单元弹性模量的折减来模拟,同样采用结构前6阶模态数据来计算损伤系数。图4给出了结构完整状态下有限测点的扩充振型与相应完整测量振型的MAC值柱状图。从图中可以看出,两种情况下MAC值均大于0.984,这表明有限测点的模态数据经振型扩充后所得数据与完整测量模态具有很好的相关性。



(a) 4个传感器



(b) 6个传感器

图4 扩充振型与相应完整测量振型的MAC值

对于工况1,采用本文方法得到的损伤识别结果如图5所示。由图5可见,在完整测量数据和有限测点情况下,单元5和11的损伤系数均明显大于其他单元,故单元5和11为损伤位置。经计算,单元5在完整测量数据、4测点和6测点时的损伤系数分别为0.3917、0.38和0.3851,与假设值的相对误差分别为2.08%、5%和3.73%;单元11在3种情况下的损伤系数分别为0.2904、0.2811和0.286,与假设值的相对误差分别为3.2%、6.3%和4.67%。对于工况2,无论测量数据完整与否,所提方法也都可以准确地判断出单元8、13和15处发生损伤,结果见图6所示。单元8在3种情况下的损伤系数分别为0.2903、0.2847和0.2878,与假设

值的相对误差分别为3.23%、5.1%和4.07%;单元13在3种情况下的损伤系数分别为0.3893、0.3772和0.3834,与假设值的相对误差分别为2.68%、5.7%和4.15%;单元15在3种情况下的损伤系数分别为0.2886、0.2793和0.2825,与假设值的相对误差分别为3.8%、6.9%和5.83%。从上述结果可知,测量数据完整时损伤系数的识别效果最好,6测点时次之,最后是4测点时的结果。换言之,测量数据越多,损伤识别精度则越高。这是因为测点越少,振型扩充时引入的计算误差就会越大,进而导致最终的损伤识别精度降低。综合分析,所有的识别相对误差均不超过7%,说明根据所提传感器优化布置方法所得的有限测点数据能够满足损伤识别的要求,且具有较高的识别精度。

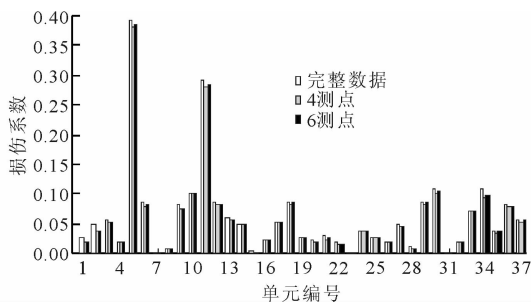


图5 工况1的损伤识别结果

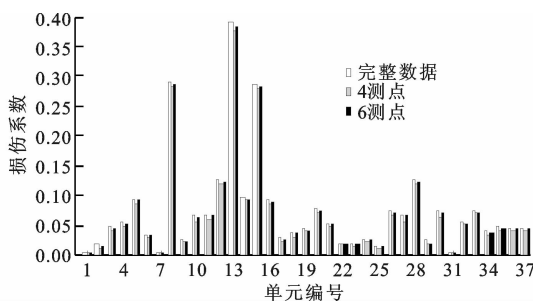


图6 工况2的损伤识别结果

4 结论

测点位置的选择是结构健康监测及损伤识别技术中需要解决的一个关键性问题。针对这一问题,本文提出了一种基于改进粒子群算法的传感器优化布置及损伤识别方法。该方法首先考虑结构动力响应模态测量信息的影响,构造了基于模态保证准则的适应度评价函数并利用改进的粒子群算法对传感器进行优化布置;其次,在获得优化测点位置的基础上,通过振型动力扩充技术把有限测点的测量振型扩充为完整自由度振型并利用所提损伤识别方法进行结构损伤识别。算例结果表明:改进的粒子群

算法可以高效地搜索出给定数目的传感器优化位置;有限测点的模态数据经振型扩充后所得数据与完整测试模态具有非常好的相关性;利用传感器优化布置方案获得的测量数据能够准确高效地识别出结构的损伤位置和程度,且测量数据越完整,结构损伤识别的精度越高。

参考文献:

- [1] 李东升,张莹,任亮,等. 结构健康监测中的传感器布置方法及评价准则 [J]. 力学进展, 2011, 41(1): 39-50.
LI Dongsheng, ZHANG Ying, REN Liang, et al. Sensor deployment for structural health monitoring and their evaluation [J]. Advances in Mechanics, 2011, 41(1): 39-50.
- [2] COBB R G, LIEBST B S. Sensor placement and structural damage identification from minimal sensor information [J]. AIAA Journal, 1997, 35(2): 369-374.
- [3] SHI Z Y, LAW S S, ZHANG L M. Optimum sensor placement for structural damage detection [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(11): 1173-1179.
- [4] BRUGGI M, MARIANI S. Optimization of sensor placement to damage detection in flexible plates [J]. Engineering Optimization, 2013, 45(6): 659-676.
- [5] MOORE E Z, MURPHY K D, NICHOLS J M. Optimized sensor placement for damage parameter estimation: experimental results for a cracked plate [J]. Structural Health Monitoring, 2013, 12(3): 197-206.
- [6] 曾国华,董聪. 传感器布置及结构损伤识别的优化方法 [J]. 华中科技大学学报: 城市科学版, 2007, 24(3): 12-16.
ZENG Guohua, DONG Cong. Optimization method for sensor placement and structural damage detection [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Urban Science Edition, 2007, 24(3): 12-16.
- [7] 吴子燕,何银,简晓红. 基于损伤敏感性分析的传感器优化配置研究 [J]. 工程力学, 2009, 26(5): 239-244.
WU Ziyang, HE Yin, JIAN Xiaohong. Optimal sensor placement based on sensitivity analysis of structural damage [J]. Engineering Mechanics, 2009, 26(5): 239-244.
- [8] 孙小猛,冯新,周晶. 基于损伤可识别性的传感器优化布置方法 [J]. 大连理工大学学报, 2010, 50(2): 264-270.
SUN Xiaomeng, FENG Xin, ZHOU Jing. A method for optimum sensor placement based on damage identifiability [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2010, 50(2): 264-270.
- [9] 宋玉普,张亮,刘志鑫. 测量模态不完整情况下空间网架结构的损伤识别 [J]. 土木工程学报, 2009, 42(1): 10-15.
SONG Yupu, ZHANG Liang, LIU Zhixin. Damage identification of space truss with incomplete measured data [J]. China Civil Engineering Journal, 2009, 42(1): 10-15.
- [10] BICANIC N, Chen H P. Damage identification in framed structures using natural frequencies [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1997, 40: 4451-4468.
- [11] KIDDER R L. Reduction of structural frequency equations [J]. AIAA Journal, 1973, 11(6): 892.
- [12] HASSIOIS S, JEONG G D. Identification of stiffness reduction using natural frequencies [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1995, 121(10): 1106-1113.
- [13] LI B B, LI D S, ZHAO X F, et al. Optimal sensor placement in health monitoring of suspension bridge [J]. Science China: Technology Sciences, 2012, 55(7): 2039-2047.
- [14] LIU W, GAO W C, SUN Y, et al. Optimal sensor placement for spatial lattice structure based on genetic algorithms [J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 317: 175-189.
- [15] 刘娟,黄维平,李华军. 基于遗传算法的传感器优化配置 [J]. 工程力学, 2005, 22(1): 113-117.
LIU Juan, HUANG Weiping, LI Huajun. Optimal sensor placement based on genetic algorithms [J]. Engineering Mechanics, 2005, 22(1): 113-117.
- [16] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [17] SHI Y, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998: 69-73.
- [18] SHI Y, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 1945-1950.

(编辑 赵炜)