

基于提升小波包和神经网络的结构损伤检测*

陈换过, 江金寿, 李剑敏, 田莉, 张利绍

(浙江理工大学机械与自动控制学院 杭州, 310018)

摘要 提出一种提升小波包分解、多传感器特征融合和神经网络模式分类相结合的结构损伤诊断方法。首先,对多个传感器采集的振动响应信号进行提升格式小波包分解,定义标准化相对能量并计算每个频带上的相对能量;然后,把这些传感器信号的小波包相对能量融合作为神经网络分类器的输入特征向量,实现损伤的诊断和评价。数值仿真结果表明,提升小波包分解的频带能量分布能够较好地反映结构的损伤特征;特征融合能够使不同传感器的信息相互补充,减小了损伤检测信息的不确定性,使诊断信息具有较高的精度和可靠性。

关键词 损伤检测; 特征向量; 提升小波包变换; 特征融合; 神经网络; 频带能量

中图分类号 V214.3; V214.8

引言

服役期间的复合材料层合板受到冲击、化学腐蚀、疲劳和机械振动等因素的影响,不可避免地会出现裂纹和分层等损伤,使复合材料结构性能下降,影响结构的承载能力,随着裂纹的增长,将导致材料的失效从而引起严重的安全事故和经济损失。许多学者就这一领域展开研究,发展了损伤检测方法^[1-3]。现有方法主要有基于超声波和基于结构动态特性发展起来的两类裂纹识别方法。超声波方法只能探测到距离结构表面较浅的缺陷,且对于大型结构的检测耗时长,不利于在线检测。基于结构动态特性的损伤检测方法对结构初期损伤的敏感度较低,不易于损伤的识别和定位。基于小波分析发展起来的裂纹识别方法很好地弥补了这两种裂纹识别方法的不足^[4-5]。传统的小波变换具有较好的时域局部化能力和频域局部化能力;但是,小波变换以预设的单一小波函数作为分解信号的基函数,不能根据信号的特点进行自适应分析^[6]。Sweldens 提出的提升小波变换^[7]是一种不依赖于 Fourier 变换的小波构造方法,通过预测和更新算子的最优设计匹配特定的信号,适合自适应、非线性变换。此外,提升小波变换计算速度快、占用内存小等优点使提升小波变换可以用于结构在线健康检测中。提升小波包变换不仅继承

了提升小波变换的优点,而且可以对高频信号进一步分解,有利于非平稳信号特征的提取,适用于识别结构的损伤信息。

神经网络具有很强的非线性映射和容错能力,特别适合于非线性模式识别和分类。国、内外已有不少学者应用神经网络并结合小波特征提取完成结构的健康监测。Yu 等^[8]用小波包分解计算损伤前、后的能量差作为特征向量,结合神经网络实现了对充有液体复合材料壳容器结构的在线健康监测。Yuen 等^[9]用贝叶斯概率神经网络监测一幢 5 层建筑损伤的位置和程度。Sun 等^[10]利用小波和神经网络对木质材料中密度纤维板的不同缺陷进行智能模式识别。

上述研究多是建立在单个传感器采集数据的基础上实现的,由于单个传感器获得的仅是结构的局部特征信息,且每个传感器受到自身品质、性能及噪声的影响,采集到的信息往往是不完善的,带有较大的不确定性。多传感器数据融合具有充分利用各个数据源包含的冗余和互补信息的优点,可以提高系统决策的准确性和鲁棒性^[11]。为此,笔者提出一种基于提升小波包变换特征融合和神经网络的机翼盒段结构健康监测方法。

1 损伤特征量提取

当一个含有丰富频率成分的信号作为输入对

* 国家自然科学基金资助项目(50805132);高校博士点基金资助项目(20080338000)

收稿日期:2011-03-03;修改稿收到日期:2011-05-07

系统进行激励时,由于系统损伤对某些频率成分起抑制和增强作用发生改变,会明显地对某些频率成分起抑制作用,而对另外一些频率成分起增强作用,并且当损伤程度不同时,这种抑制和增强作用及其强度会有所改变;因此,输出信号的各项频率成分能量的变化表征了系统的损伤情况。基于此,笔者把基于提升小波包分解能量变化作为损伤特征量来识别结构初期的小损伤。

1.1 提升小波包变换算法

提升小波包变换分解过程如下,图1为提升小波包分解示意图。

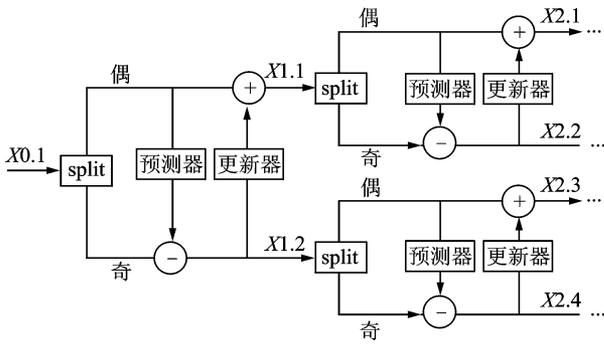


图1 提升小波包分解示意图

1) 将一个 j 尺度信号序列 $X = \{X_j(k), k \in z\}$ 分成奇、偶两个序列,则

$$\begin{cases} X_{j,ie} = X_{j,i}(2k) \\ X_{j,io} = X_{j,i}(2k + 1) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $X_{j,i}$ 为 j 尺度下第 i 节点的系数。

2) 通过下列各式计算得到第2代小波包第 j 层分解的各个频带信号

$$\begin{cases} X_{j1} = X_{(j-1)1o} - P(X_{(j-1)1e}) \\ X_{j2} = X_{(j-1)1e} + U(X_{j1}) \\ \vdots \\ X_{j(2^{j-1})} = X_{(j-1)(2^{j-1})o} - P(X_{(j-1)2^{j-1}e}) \\ X_{j2^j} = X_{(j-1)2^{j-1}e} + U(X_{j(2^{j-1})}) \end{cases} \quad (2)$$

其中: P 和 U 分别为预测算子和更新算子,计算方法见文献[12]。

小波包重构过程是信号分解的逆过程。

1.2 特征提取方案

设信号 $\{x(i)\}, i = 1, 2, \dots, 2^N, N \in Z^+,$ 经提升小波包分解后,将第 (j, n) 结点的系数记为 $\{d_n^j(s)\}, s = 1, 2, \dots, 2^{N-j}.$

定义相对能量 E_n (称为归一化相对能量)为

$$E_n = \sum_s \frac{[d_n^j(s)]^2}{E} \quad (3)$$

其中: E 为信号总能量,即用 E 对各频带内能量进行归一化。

相应特征向量为

$$V = (E_1, E_2, \dots, E_{2^j}) \quad (4)$$

称为归一化特征向量。

对特征向量进行处理

$$\begin{cases} V_d = (\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_{2^j}) \\ \Lambda_j = 1 - \frac{E_j}{E_j^0} \end{cases} \quad (5)$$

其中: E_j^0 和 E_j 分别为完好结构和损伤结构的子信号能量; Λ_j 为第 j 阶子信号能量的大小变化量,可以用它来衡量第 j 阶子信号能量是增加还是衰减; V_d 为损伤监测的特征向量。

2 神经网络

神经网络具有较强的模式分类或识别能力,这种模式识别能力通过对神经网络的训练获得。对同一模式经若干输入输出训练后,神经网络便具备了对该模式的识别能力。当对所有可能的模式完成这样的训练后,神经网络便在一定程度上具备了对所有模式的识别能力;但神经网络涉及到的一个关键问题就是样本的获取。对于一个实际的结构可以先进行模态测试,测出结构的固有频率;再建立结构的有限元模型进行模态分析,获得有限元结构的固有频率;通过对比实际测试结构的固有频率和有限元模型的固有频率,对有限元模型进行修正。此时可以认为有限元模型可以替代实际结构,再对该完好结构有限元模型和含损伤的有限元模型进行瞬态动力学分析,就可获得足够多的数据样本。

对一般的模式识别问题,3层网络就可以实现。具有一个隐含层的3层BP神经网络如图2所示。

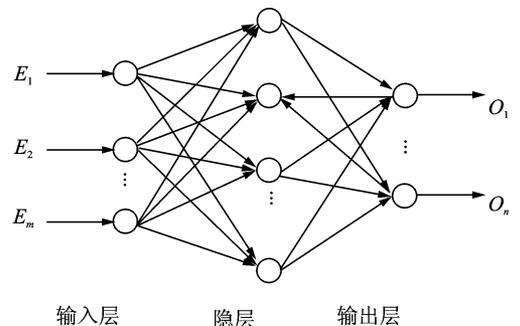


图2 3层BP神经网络模型

3 BP神经网络和特征融合诊断方法

数据融合是将来自某一目标的多源信息加以智能化合成,得到比单一传感器更精确、更完全的估计。特征融合是数据融合中的一类,是对多个传感器的观测目标进行统一的特征提取,形成特征向量,再经数据关联获得同一目标的分组,从而进行特征向量的属性判决,获得目标的类型和类别。神经网络的工作原理和结构特点决定了它非常适合于进行特征融合的识别。

基于BP神经网络和特征融合的诊断方法基本步骤如下。

1) 利用提升小波包变换对各个传感器采集到的损伤响应信号进行提升小波包分解。

2) 求各频带信号的能量并进行归一化处理,第 s 个传感器信号的小波包相对能量向量可表示为

$$\mathbf{V}_{dp}^s = \{E_m, m' = 1, 2, \dots, M\} \quad (6)$$

其中: s 为传感器的序号, $s = 1, 2, \dots, S$; p 为信号采集的序号, $p = 1, 2, \dots, P$ 。

3) 将 p 次传感器信号的小波包相对能量向量 E_p^S 组合,得到融合后的特征向量为

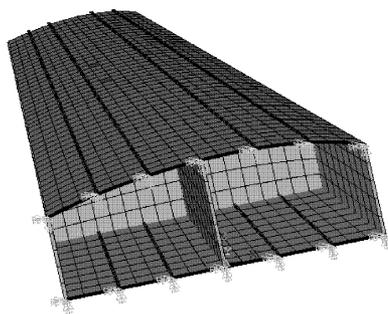
$$\mathbf{V}'_{dp} = \{\mathbf{V}_{dp}^1, \mathbf{V}_{dp}^2, \dots, \mathbf{V}_{dp}^S\} \quad (7)$$

4) 将 \mathbf{V}'_{dp} 作为神经网络的输入、结构的损伤状态作为输出,采用训练好的网络对待测样本根据给定的原则分类,得到损伤诊断结果。

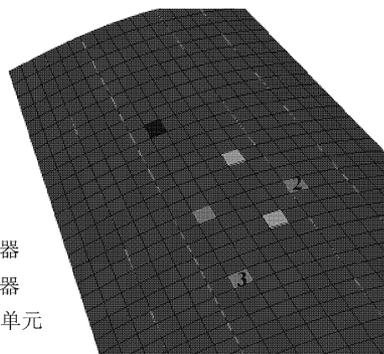
4 数值仿真分析

4.1 仿真有限元模型

图3为复合材料机翼盒段的有限元模型,复合材料盒段模型由上、下蒙皮、墙、前后梁及长桁组成。蒙皮为T300/QY8911复合材料,共有20层,从根部到尖部斜削变化,在Ansys中采用板壳shell99单元来模拟,铺层角度为 $[45, 90, -45, 0, 45, 0, -45, 0, 90, 45, 0]_2$ 。墙以及前、后梁为复合材料,采用shell93单元模拟;长桁用梁beam188单元模拟。机翼的几何参数如下:翼长 $l = 16$ m;翼根截面前、中、后梁的高分别为 $h_1 = 2$ m, $h_2 = 2.6$ m, $h_3 = 2.4$ m;翼宽 $w = 7.2$ m;机翼按0.4比率沿着翼长方向斜削。层合板表面粘贴3个相同材料的压电片,其中一个作为驱动器,另外两个作为传感器。在Ansys中均采用solid5单元模拟,分别用来模拟盒段振动的激励和传感



(a) 盒段有限元模型



(b) 机翼上蒙皮

图3 复合材料机翼盒段有限元模型

系统。

4.2 基于神经网络和特征融合的损伤诊断

在有限元模型中机翼盒段被分成6 334个单元。如图3(b)所示,假设损伤单元为绿色标记的单元。笔者对结构损伤的位置和程度用不同位置单元刚度的降低程度来表示。将弹性模量降低量分为5个等级,即10%,15%,20%,25%和30%。为了识别结构存在两处损伤位置和程度的状态,此处BP神经网络的训练模式采用以下方式建立:a.单一损伤,即对3个位置的单一损伤分别赋予5种不同程度的损伤,训练模式为 $3 \times 5 = 15$ 种;b.两处损伤,即进行排列组合计算结构存在两处损伤位置时的位置损伤模式为3种,对该3种位置损伤模式分别赋予5种不同损伤程度,此时的训练模式为 $5 \times 5 \times 3 = 75$ 种,总的损伤模式数为 $15 + 75 = 90$ 种。

本研究采用有限元法来仿真不同的振动响应工况。激励电压为压电驱动器上施加的一个20 V的方波周期信号,传感压电片上、下表面的电势差为输出响应信号。

4.2.1 提升小波包分解提取特征向量

由于结构的损伤比较小,损伤前、后响应信号的

重构子信号的时域波形无法直接反映结构的损伤状态。为了更好地揭示结构的损伤状态、分析结构损伤前、后各阶子信号的能量谱变化,对仿真得到的各个损伤模式下的输出响应信号分别采用提升格式小波进行4层小波包分解,其中预测器和更新器系数长度为4,均采用插值细分法来设计。对分解得到的子信号分别进行单支重构,得到16个子波重构信号。

由于篇幅所限,这里只列出部分损伤工况下损伤响应信号经提升小波包分解后子波能量较完好的结构能量变化分布图。图4所示为在相同损伤位置(损伤位置2)下针对5种不同损伤程度(5%,10%,15%,20%,25%和30%)由传感器1采集到的5种不同损伤工况对应的损伤响应信号经提升小波包分解后子波能量较完好结构子波能量的变化分布图。图5所示为在相同损伤程度(10%)下,针对不同损伤位置(损伤位置1、损伤位置2和损伤位置3),由传感器1采集的3种不同损伤工况对应的损伤响应信号经提升小波包分解后子波能量较完好结构时子波能量的变化分布图。

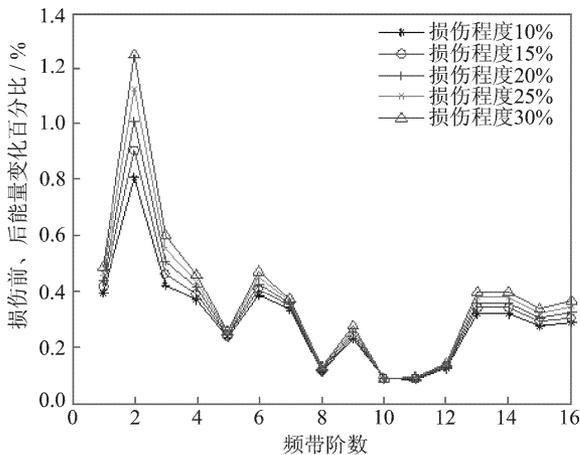


图4 5种不同损伤程度的特征量

由图4和图5可以看到不同损伤造成的能量谱的变化。损伤对应的各阶子波能量谱的改变并不都呈现一致的规律,有的频带能量谱值增加,有的能量谱值减少,这是因为损伤带来信号在不同频段内增强或者减弱。还可以看出,结构发生不同类型的损伤,其响应信号小波包分解频带能量分布是不同的,对于同一类型损伤,在不同检测节点处其能量分布也是不同的。不同测点、不同损伤工况的小波包频带能量分布有显著的差异;因此,可以把损伤响应信号经小波包分解后的末层节点的能量变化作为特征向量描述结构的损伤状态。

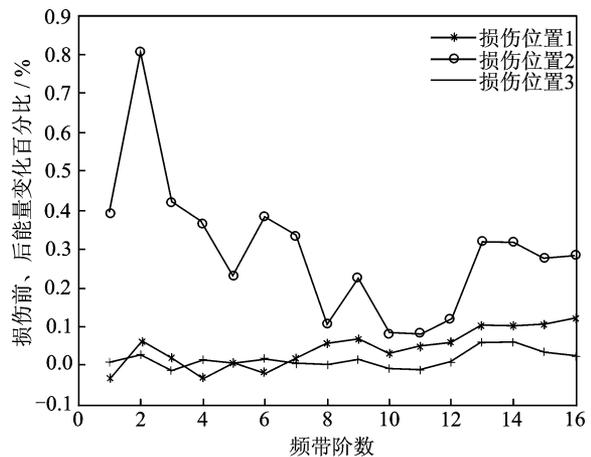


图5 3种不同损伤位置的特征量

为了检测节点传感器的信息相互补充以及减小损伤检测数据(信息)的不确定性,使其具有良好的容错性,这里把2个传感器信号的小波包相对能量进行组合,按式(7)融合构成32维的特征向量 $\{V_{dP}^1, V_{dP}^2\}$ 。

4.2.2 BP神经网络模型设计

用于损伤识别的网络模型如图2所示。

1) 输入向量设计

把小波包分解的能量特征向量作为构造的BP网络的特征输入,输入节点数等于特征向量个数。

2) 隐层节点设计

隐层节点数与网络输出逼近期望值所要求的精度和学习系统的复杂程度有密切关系,本研究构建的网络隐层节点数为

$$N_s = \frac{N_o N_i + 0.5 N_o (N_o^2 + N_i) - 1}{N_o + N_i} \quad (8)$$

其中: N_s 为隐含层节点数; N_o 为输出节点数; N_i 为输入节点数。

3) 输出向量设计

为了更加简便地从BP神经网络输出识别结构的损伤位置和程度,在对结构进行损伤识别时,设计的输出向量 $D = [\omega_i, d_i]$,其中: ω_i 和 d_i 分别为结构损伤的位置和程度, ω_i 取值为0或1,0表示在位置 i 处无损伤,1表示在位置 i 处有损伤, d_i 取值范围在 $[0,1]$ 内,表示对应损伤位置 i 处的损伤程度。

4.2.3 损伤识别

采用上述训练模式下的提升小波包分解能量谱作为BP神经网络的输入向量,输入向量为32个,BP神经网络的输出向量为6个,前3个输出表示位置,后3个输出分别表示对应损伤位置的损伤程度,隐

层结点个数按式(8)计算为12。此处的BP神经网络结构为32-12-6,隐含层的激活函数为S型正切函数tansig(),输出层的激活函数为S型对数函数logsig(),这是因为函数的输出范围在区间[0,1]中,学习率为0.05,最大训练步数设为500步,允许误差为 1×10^{-5} 。

通过90组数据来训练神经网络,当训练次数为49次时达到了预定的训练误差。为了测试这个训练好的BP神经网络的诊断能力,假设了6种损伤模

式,如表1所示。

表1 网络测试的损伤程度

损伤位置	工况					
	1	2	3	4	5	6
位置1	27			13	18	
位置2		17		22		17
位置3			23		27	23

用6组测试数据作为输入测试网络,在这6组数据的基础上加入数据大小的3%作为噪声,把它们作为训练神经网络的输入测试网络。测试结果分别如表2和表3所示。

表2 不含噪声的网络诊断结果

样本	测试目标	测试结果						最大误差/%	
1	1,0,0,0.27,0,0	1.000	0.0.003	1,0.005	1,0.267	8,0.000	1,0.000	0	0.51
2	0,1,0,0,0.17,0	0.002	9,0.999	1,0.003	6,0.001	3,0.168	6,0.000	0	0.36
3	0,0,1,0,0,0.23	0.005	3,0.004	0,0.999	6,0.000	3,0.000	7,0.223	7	0.63
4	1,1,0,0.13,0.22,0	0.998	8,0.999	4,0.000	1,0.128	1,0.219	8,0.000	0	0.19
5	1,0,1,0.18,0,0.27	0.997	3,0.000	0,0.998	8,0.183	4,0.000	9,0.268	9	0.34
6	0,1,1,0,0.17,0.23	0.000	0,0.998	9,0.999	6,0.000	8,0.169	7,0.227	6	0.24

表3 含噪声的网络诊断结果

样本	测试目标	测试结果						最大误差/%	
1	1,0,0,0.27,0,0	1.000	0,0.002	4,0.006	9,0.288	3,0.000	1,0.000	0	1.83
2	0,1,0,0,0.17,0	0.003	2,0.999	3,0.002	8,0.001	2,0.171	0,0.000	0	0.32
3	0,0,1,0,0,0.23	0.005	1,0.003	5,0.999	7,0.000	4,0.000	8,0.244	5	1.45
4	1,1,0,0.13,0.22,0	0.998	9,0.999	6,0.000	0,0.126	9,0.224	9,0.000	0	0.49
5	1,0,1,0.18,0,0.27	0.997	3,0.000	0,0.998	8,0.192	5,0.000	9,0.273	4	1.25
6	0,1,1,0,0.17,0.23	0.000	0,0.998	9,0.999	6,0.000	8,0.183	6,0.250	1	2.01

可以看出,即使有噪声影响,该神经网络的输出也接近于实际输出。通过神经网络检测到的值与实际值虽有一些误差,但误差比较小,产生误差的可能原因是由于计算量的关系,用来训练神经网络的样本数比较少。在实际工程中可以计算足够的样本数据来训练网络,建立了结构振动响应与结构损伤状态之间的映射关系。综上所述,联合运用结构响应的小波包能量谱与BP神经网络运用可以识别出结构损伤的位置和程度,也说明笔者设计的这两种BP神经网络的输出可以清楚、方便地表示出结构的损伤位置和程度。

5 结束语

提出了基于提升小波包分解和神经网络的机翼

盒段结构损伤监测方法。时域信号经小波分析后其损伤特征比较明显,提升小波包分析为非平稳信号处理和特征提取提供了一种更加精细的分析方法,利用小波包分解后末层结点相应频带的能量变化作为特征向量,可以对结构健康状态进行有效识别。以提升小波包能量为特征、结合多传感器特征融合和神经网络技术可以有效识别出结构的损伤程度和位置等损伤信息。

参 考 文 献

- [1] Ren W X, Roeck D G. Structural damage identification using modal data[J]. Journal of Structural Engineering, The American Society of Civil Engineers, 2002, 128:87-104.

- [2] 杨智春,于哲峰. 结构健康检测中的损伤检测技术研究进展[J]. 力学进展, 2004, 34(2):215-223.
Yang Zhichun, Yu Zhefeng. Progress of damage detection for structural health monitoring[J]. Advances in Mechanics, 2004, 34(2): 215-223. (in Chinese)
- [3] Carden E P, Fanning P. Vibration based condition monitoring: a review[J]. Structural Health Monitoring, 2004, 3(4): 355-377.
- [4] Douka E, Loutridis S, Trochidis A. Crack identification in plates using wavelet analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2004, 270: 279-295.
- [5] Tian Jiayong, Li Zheng, Su Xianye. Crack detection in beams by wavelet analysis of transient flexural waves [J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 261: 715-727.
- [6] 秦树人, 季忠, 尹爱军. 工程信号处理[M]. 北京:高等教育出版社, 2008:6-10.
- [7] Sweldens W. The lifting scheme: a construction of second generation wavelet[J]. Society for Industry and Applied Mathematics Journal on Mathematical Analysis, 1997, 29: 511-546.
- [8] Yu L, Cheng L, Yam L H. Online damage detection for laminated composite shells partially filled with fluid [J]. Journal of Composite Structures, 2007, 80: 334-342.
- [9] Yuen K V, Lam H F. On the complexity of artificial neural networks for smart structures monitoring[J]. Journal of Engineering Structures, 2006, 28(7): 977-984.
- [10] Sun Jianping, Wang Fenghu, Cao Jun. Pattern recognition of wood material defects using wavelet and artificial neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2009, 29(3): 274-277. (in Chinese)
- [11] 焦莉, 李宏男, 孙威. 基于数据融合和“能量-损伤”的结构状态特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1): 83-86.
Jiao Li, Li Hongnan, Sun Wei. Feature extraction of structure status based on data fusion and wavelet analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 83-86. (in Chinese)
- [12] 姜洪开, 王仲生, 何正嘉. 基于自适应提升小波包的故障微弱信号特征早期识别[J]. 西北工业大学学报, 2008, 26(1):99-100.
Jiang Hongkai, Wang Zhongsheng, He Zhengjia. Early identification of weak-signal fault features under very unfavorable environment using adaptive lifting scheme packet[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2008, 26(1): 99-100. (in Chinese)



第一作者简介:陈换过,女,1977年8月生,博士、副教授。主要研究为结构的损伤检测、健康监控和动力学分析。曾发表《Early damage detection in composite winbox structures using HHT and GA》(《International Journal of Structural Health Monitoring》2007, Vol. 6, No. 4)等论文。

E-mail: chen8025@126.com