

采用 EEMD 和 WPT 的结构损伤特征提取方法*

刘义艳¹, 贺拴海², 巨永锋¹, 段晨东¹

(1. 长安大学电子与控制工程学院 西安, 710064) (2. 长安大学公路学院 西安, 710064)

摘要 为了解决传统小波或小波包变换方法对结构损伤振动信号频率分辨率不高、易受邻近谐波交叠影响的问题,提出了一种基于聚类经验模式分解(EEMD)和小波包变换(WPT)的结构损伤特征提取方法。首先对原始信号进行EEMD分解,提取包含结构损伤信息的固有模式分量(IMF),再对其进行正交小波包分解,并计算小波包相对能量分布。该方法用于美国土木工程师学会(ASCE)提出的钢结构框架的损伤特征提取,结果表明:EEMD方法具有白噪声的剔除特性,可避免模式混叠的发生;不同检测节点处不同损伤工况的IMF小波包相对能量分布有显著的差异,可以作为一种理想指标表征结构损伤特征。

关键词 聚类经验模式分解;小波包变换;固有模式分量;相对能量分布;损伤特征提取

中图分类号 TN911.72; TU311.2

引言

当结构发生损伤时,结构的刚度、强度等力学性能随之发生变化,结构动力特性(特征频率、振型曲线和传递函数等)也相应的发生了变化,其振动响应信号中包含有丰富的损伤信息。通过现代信号处理方法可以有效提取早期微弱结构损伤的特征,提高损伤诊断的精度,从而提高损伤预测的准确性与可靠性。选择恰当的信号处理方法有效提取结构损伤特征,是进行诊断和健康状态趋势预测的前提^[1-2]。

传统的小波变换或小波包变换一般是针对整个信号直接进行分解,其分析结果具有频率分辨率不高且易受临近谐波分量交叠影响等缺陷^[3]。EMD是按信号自身的内在特性进行的自适应、正交和完备分解,适合于非线性和非平稳信号的处理^[4]。而EEMD方法是借助噪声剔除特性的信号分析方法,可以克服EMD方法当中模式混叠的现象,是对EMD方法的重大改进^[5],经EEMD分解获得的每一固有模式分量(IMF)所包含的频率成分不仅与采样频率有关而且最重要的是随信号本身变化而变化,能更有效地提取出信号的本质特征。本文研究了基于EEMD和WPT的结构损伤特征提取新方法,首先对原始信号进行EEMD分解,提取包含结构损

伤信息的IMF分量,再对其进行正交WPT并计算小波包相对能量分布进行损伤特征提取。

1 WPT 和 EEMD

1.1 WPT

小波包变换把小波变换中没有细分的高频部分作进一步分解,提高信号通频带的频率分辨率;因此,基于正交小波基函数的小波包分解可对信号在全频带内进行正交分解^[8],它同时可以在低频和高频部分进行分解,自适应地确定信号在不同频段上的分辨率。正交小波包分解可表示为

$$\begin{cases} c_{2n}(t) = 2^{1/2} \sum_{k \in Z} h(k) c_n(2t - k) \\ c_{2n+1}(t) = 2^{1/2} \sum_{k \in Z} g(k) c_n(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $h(k)$ 和 $g(k)$ 分别为高通滤波器和低通滤波器; $g(k) = (-1)^k h(1-k)$,两系数具有正交关系。

当 $n=0$ 时, $c_0(t)$ 和 $c_1(t)$ 分别退化为尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波基函数 $\psi(t)$;因此,函数系 $\{c_n(t)\}$ 称为由基函数 $c_0(t)$ 确定的正交小波包。

设原始信号 $x(t)$ 的数据长度为 N ,则分解频带中离散信号 $x^{k,m}(i)$ 的数据长度缩减为 $2^{-k}N$,其能量可表示为^[2]

* 国家科技支撑计划资助项目(编号:2008BAJ09B06);中国博士后基金资助项目(编号:20110491637)

收稿日期:2010-10-22;修改稿收到日期:2010-12-10

$$E(x^{k,m}(i)) = \frac{1}{2^{-k}N - 1} \sum_{i=1}^{2^{-k}N} (x^{k,m}(i))^2 \quad (2)$$

其中: k 为分解次数, $m=0, 1, 2, \dots, 2^k - 1$,表示分解频带的位置序号。

第 m 频带分解信号的相对能量为

$$E_m = \frac{E(x^{k,m}(i))}{E(x(t))} \quad (3)$$

其中: $E(x(t))$ 为总能量之和。

1.2 EMD

EMD本质是一个筛选的过程^[6],经过一系列分解后,信号 $x(t)$ 已被分解成 n 个固有模式函数(IMF) $c_i(t)$ 和一个余项 $r_n(t)$,时间序列为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中所得到的 n 个IMF $c_i(t)$,其频率从大到小排列,余项 $r_n(t)$ 是一个非振荡的单调序列。虽然EMD能够在很多领域用于从非线性和非平稳性序列中解析信号,但是EMD有时会出现混频现象,使得IMF失去实际的物理意义。

1.3 EEMD

为解决上述问题,Z. Wu等^[5]提出了EEMD方法。EEMD的基本思想是,加入的白噪声序列均匀遍布在整个时频空间,这个时频空间是由滤波器组分离的不同尺度分量组成。当信号加在这些一致分布的白色背景上时,不同尺度的信号自动地映射到合适的参考尺度上去。每个加入了的高斯白噪声序列信号成为由信号和白噪声序列组成的一个“总体”,根据零均值高斯白噪声的特性,利用多个“总体”的平均使其中的噪声互相抵消,全体的均值最后将会被认为是真实的分量。

实现EEMD方法的步骤如下:

- 1) 加入白噪声序列到目标数据序列;
- 2) 将加入了白噪声序列的数据用常规的EMD分解为多个IMFs;
- 3) 重复叠代步骤1和步骤2,但是每次加入的是不同幅值的白噪声序列;
- 4) 将分解得到的相应IMFs的均值作为最终的分解结果。

2 基于EEMD和WPT的结构损伤特征提取新方法

小波分析能提取振动信号的时、频域局部化信

息,从而识别振动信号中的突变成分。小波包分析对小波变换中没有分解的高频段信号进行再分解,得到的是与采样频率有关而与信号本身频率无关的按尺度平分后的固定频带信号。在每一固定频段内,信号自身邻近谐波分量的交叠现象严重影响分解所得信号,进而对于准确特征提取变得困难。由于EEMD作为一种自适应信号分解方法,它将信号分解成若干个IMFs,可以消除噪声的影响,避免模式混叠现象的发生,经EEMD分解后的各IMF分量实质上就是信号中的固有谐波成分。为了使结构的损伤特征更加明显,笔者结合EEMD和WPT的优势对结构进行损伤特征提取,步骤如下:

1) 将每个检测节点处传感器测得的振动加速度信号进行EEMD分解,获得若干个IMFs,选取其中包含损伤信息丰富的分量IMF;

2) Battle-Lemarie小波具有对称性^[2],在频域小波函数是带通滤波器,而尺度函数是低通滤波器,二者频带交叠较少,具有良好的正交性。为了把分析信号分解在不同频带上,并使各分解频带的信号分量相互独立,无冗余,不疏漏。以它作为小波包基函数,选取若干个最佳测量节点,对这些节点的振动信号进行小波包分解;

3) 根据式(2)求出各频带信号的能量,并将能量归一化,第 i 传感器信号的小波包相对能量分布可表示为

$$E_p^i = \{E_m, m = 1, 2, \dots, M\} \quad (5)$$

其中: $i=1, 2, 3, 4$; p 为信号采集的序号, $p=1, 2, 3, \dots, P$ 。

3 工程实例

运用ASCE的一座4层的钢结构框架12自由度对称模型^[7],见图1(a)。激励为作用于每层 y 方向的低水平的环境风荷载。由于载荷作用于 y 向,这里以 y 向斜支撑发生损伤的情况为研究对象,且具有对称位置的损伤动力响应相同。检测节点的分布如图1(b)所示,采样频率为1 000 Hz,数据长度为16 384。

3.1 模态提取

对节点40处检测的无损伤和有损伤的加速度振动信号图进行EEMD分解,分解时加入的噪声水平为0.7,平均次数取200,共分解成14个分量。图2

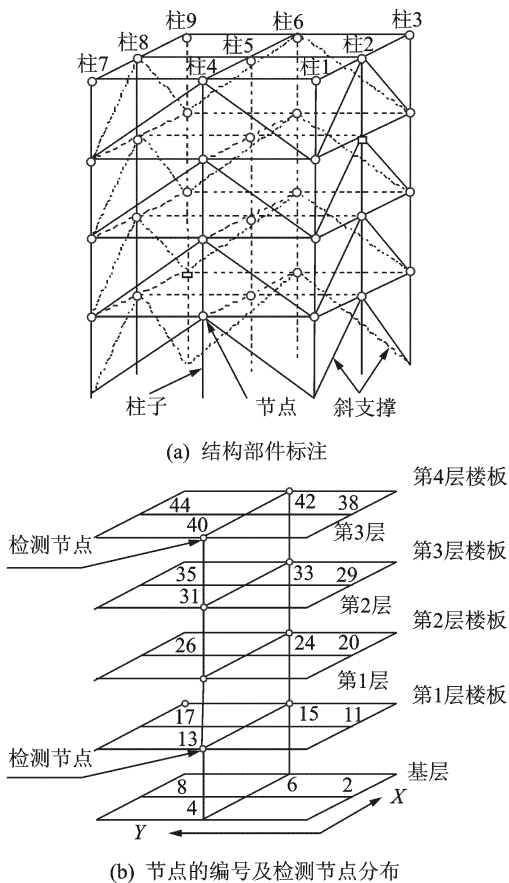


图1 结构模型柱子的标注、节点编号及检测节点分布图解

中 $x(t)$ 为加速度振动信号; $C1 \sim C6$ 为损伤工况 (a) 和 (b) 经 EEMD 分解的前 6 个分量。对图 2 的各个分量分别做 FFT 频谱图, 对应为 $f, f1 \sim f6$ 。其中 f 为原始信号的频谱图, $f1 \sim f6$ 分别为分解之后各个分量的频谱图, 如图 3 所示。

由图 3 可以看出, EEMD 把信号分解成不同的频段, 由 4 个频率段组成, 分别为 $f3 \sim f6$ 。文献 [8] 中给出的 ASCE 结构各阶模态的固有频率值, 如表 1 所示。对照表和图中的值, 3 分量的频率值和 4 阶模态固有频率值很接近; 因此, EEMD 进行自适应的分解可以把 ASCE 的第 4 阶模态提取出来。

表 1 ASCE 结构各阶模态固有频率理论值 Hz

状态	1 阶模态	2 阶模态	3 阶模态	4 阶模态
无损伤	8.58	23.4	36.6	46.7
有损伤	5.46	19.3	35.1	46.4

3.2 损伤特征提取

由 3.1 节可知, EEMD 分解能把 ASCE 结构的各阶模态提取出来。在正交小波包分解时, 选取第 4 阶模态 (固有频率约为 46 Hz, 对应于 EEMD 分解的

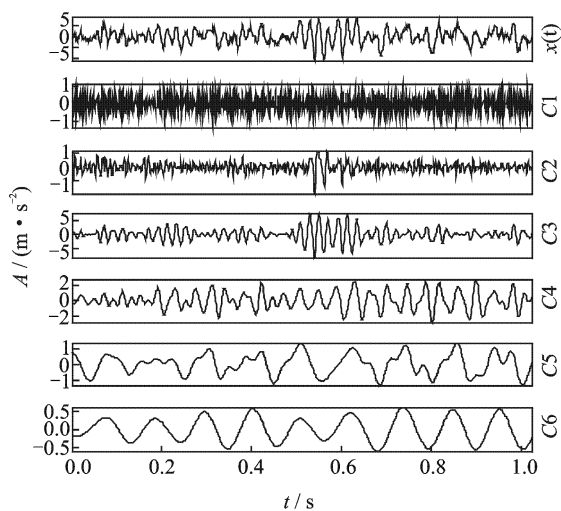
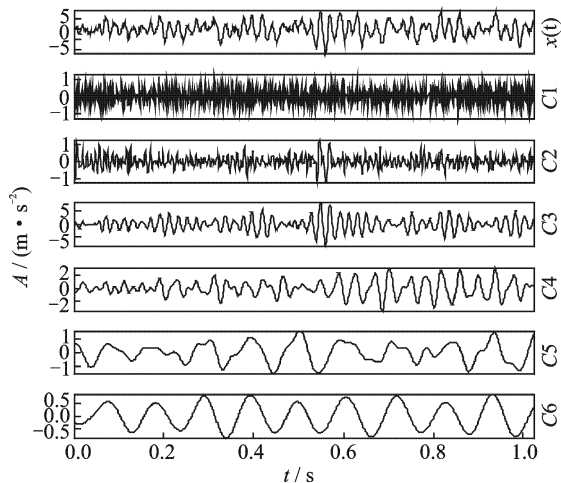


图2 EEMD 分解的前 6 个分量

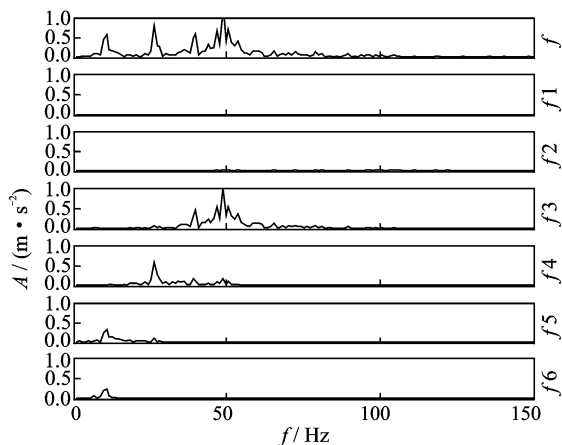
第 3 个分量) 进行分析。用 Battle-Lemarie 小波对 IMF 进行 7 层小波包分解, 共 128 个频带。经计算 95% 以上的小波包能量都集中在 100 Hz 以下的频带内, 分析时, 取小波包分解的前 5~25 个分量作为信号的主要成分。

图 4 为节点 40 处检测的不同类型损伤的加速度振动信号图, 其中数据长度都为 1 024。图 5 为不同损伤工况图 4 的小波包频带相对能量分布图。

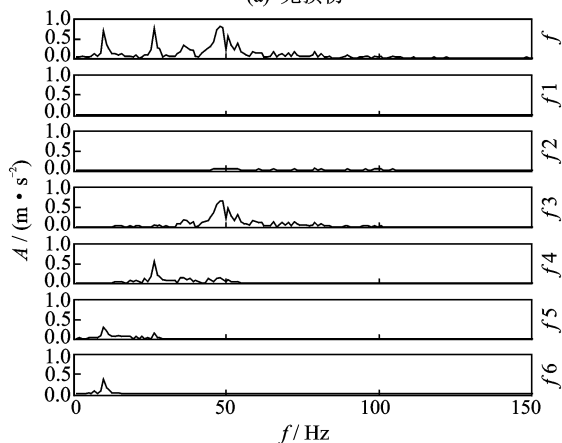
图 6 为 2 层 y 向一个斜支撑断裂在检测节点 13 处和 40 处的加速度振动信号图, 计算的 IMF 小波包相对能量如图 7。

对比图 6、图 7 可以得出以下结论:

- 1) 对于同一节点, 结构发生损伤和无损伤的 IMF 的小波包相对能量分布有显著差别;
- 2) 损伤程度不同, IMF 的小波包相对能量分布是不同的;

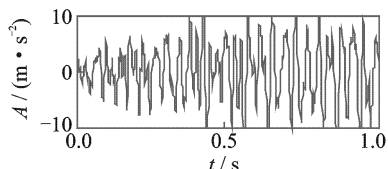


(a) 无损伤

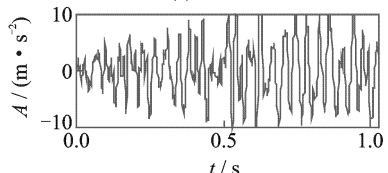


(b) 2层y向1根斜支撑断裂

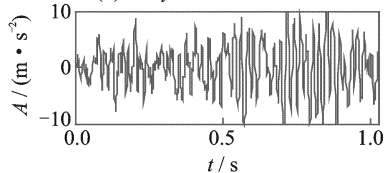
图3 EEMD分解的前6个分量的信号频谱



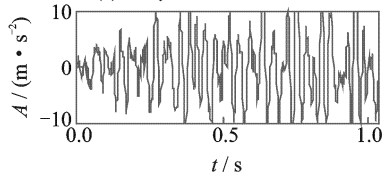
(a) 无损伤



(b) 2层y向1根斜支撑断裂

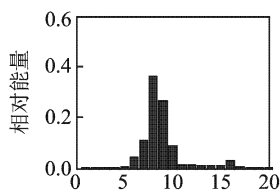


(c) 3层y向2根斜支撑断裂

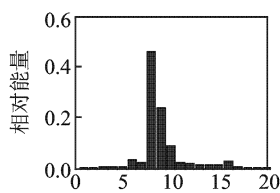


(d) 2层和4层y向1根斜支撑断裂

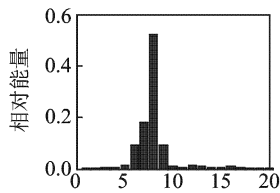
图4 节点40处不同损伤工况的加速度振动信号



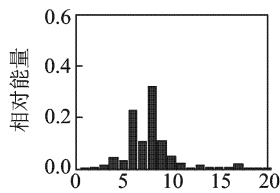
(a) 无损伤



(b) 2层y向1根斜支撑断裂

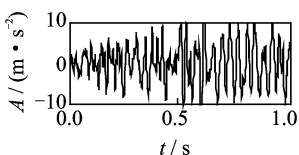


(c) 3层y向2根斜支撑断裂

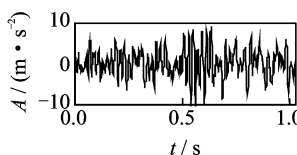


(d) 2层和4层y向1根斜支撑断裂

图5 节点40处不同损伤工况的小波包相对能量分布

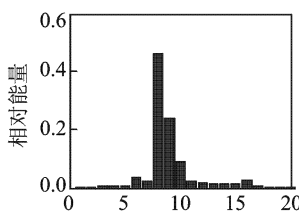


(a) 检测节点13处

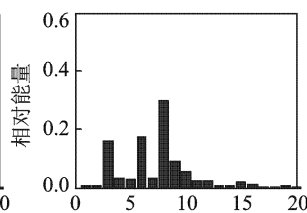


(b) 检测节点40处

图6 2层y向1根斜支撑断裂的加速度振动信号图



(a) 检测节点13处



(b) 检测节点40处

图7 2层y向1根斜支撑断裂的小波包相对能量分布

3) 同一种类型,在不同节点处其IMF的小波包相对能量分布也有显著的差异。

因此,IMF的小波包能量分布可以正确描述信号中各个分量的能量变化,可对结构的损伤状态进行有效的监测。

4 结论

1) EEMD方法具有是白噪声的剔除特性,在分解结果中通过取全体均值剔除噪声的影响,能够准确的提取出信号当中的特征分量,避免模式混叠现象的发生。

2) 选取包含结构损伤信息的IMF,经小波包分

解后,分析损伤集中的频带,有利于损伤信号的特征提取和状态识别。该方法解决了传统小波或小波包变换频率分辨率不高、易受相邻谐波影响等问题。

3) 不同类型的损伤同一检测节点处 IMF 小波包能量分布是不同的,同一损伤源,在不同节点处测量信号的 IMF 小波包能量分布有显著的差异。因此,IMF 可以作为特征向量描述结构损伤状态。

参 考 文 献

- [1] 姜绍飞. 基于神经网络的结构优化与损伤检测[M]. 北京:科学出版社, 2002:10-23.
- [2] 何正嘉, 孟庆丰, 赵纪元. 机械设备非平稳信号的故障诊断原理及应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2001:3-5.
- [3] 沈志熙, 黄席樾, 马笑潇. 基于EMD和支持向量机的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1):19-22.
Shen Zhixi, Huang Xiyue, Ma Xiaoxiao. Fault diagnosis of diesel engine based on empirical mode decomposition and support vector machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(1): 19-22. (in Chinese)
- [4] 孙亮, 候宏. 阻尼识别的小波和EMD方法仿真对比研究[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(2):164-167.
Sun Liang, Hou Hong. Simulation contrast of wavelet transform and empirical mode decomposition in damping identification [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2):164-167. (in Chinese)
- [5] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1:1-41.
- [6] Huang N E, Shen Zheng, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A, 1998, 454(1971):903-995.
- [7] Johnson E A, Lam H F, Katafygiotis L S, et al. Phase I IASC-ASCE structural health monitoring benchmark problem using simulated data [J]. Journal of Engineering Mechanics—ASCE, 2004, 130(1): 3-15.
- [8] Wu Jiurong, Li Qiusheng. Structural parameter identification and damage detection for a steel structure using a two-stage finite element model updating method [J]. Journal of Constructional Steel Research, 2006, 62(3):231-239.

第一作者简介:刘义艳,女,1981年8月生,讲师。主要研究方向为结构健康监测与损伤诊断。曾发表《基于神经网络与特征融合的损伤诊断方法》(《长安大学学报》2008年第28卷第5期)等论文。
E-mail:liuyiyan04@126.com