

总体平均经验模式分解与 1.5 维谱方法的研究

陈略^{1,2}, 訾艳阳¹, 何正嘉¹, 成玮¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安; 2. 北京航天飞行控制中心, 100094, 北京)

摘要: 针对复杂背景下机车走行部齿轮箱齿轮裂纹故障微弱特征的提取问题, 提出了总体平均经验模式分解(EEMD)与 1.5 维谱的故障特征提取方法. 首先运用 EEMD 方法对振动信号进行自适应抗混分解, 得到不同频带的基本模式分量(IMF), 然后运用 1.5 维谱方法对含有故障特征信息的 IMF 进行后处理. 该方法具有避免模式混淆、抑制高斯白噪声、检测非线性耦合特征等特性, 并以此来提取故障的微弱特征信息. 根据待处理信号的时频特性与 EEMD 原理, 提出了在 EEMD 方法中加入高斯白噪声的准则, 通过信号仿真验证了 EEMD 方法的抗混分解能力. 将 EEMD 与 1.5 维谱方法应用于机车走行部齿轮箱的监测诊断中, 成功地提取出齿轮箱大齿轮齿根早期的裂纹故障.

关键词: 总体平均经验模式分解; 1.5 维谱; 特征提取; 齿轮裂纹故障

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)05-0094-05

Research and Application of Ensemble Empirical Mode Decomposition Principle and 1.5 Dimension Spectrum Method

CHEN Lue^{1,2}, ZI Yanyang¹, HE Zhengjia¹, CHENG Wei¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China)

Abstract: To extract the gear crack fault weak feature of locomotive running gear box on complex background, a new method of ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and 1.5 dimension spectrum for fault feature extraction is proposed. The vibration signal is adaptively anti alias decomposed by EEMD method to get intrinsic mode function (IMF) of different frequency bands, then 1.5 dimension spectrum as a post processing method is adopted to process IMF which contains fault feature information. This method is endowed with characteristics of avoiding model mixing, suppressing Gaussian white noise, detecting the nonlinear coupling feature. Based on time-frequency character of the signal and the principle of EEMD, a criterion of adding Gaussian white noise in EEMD method is proposed, and the anti alias decomposing ability of EEMD method is verified by signal simulation experiment. EEMD and 1.5 dimension spectrum are introduced into monitoring diagnosis of a locomotive running gear box, and the results show that this method enables to successfully extract the early crack fault of the gear tooth root in gearbox.

Keywords: ensemble empirical mode decomposition; 1.5 dimension spectrum; feature extraction; gear crack fault

由于机车通常在高速重载下运行, 走行部故障频发, 其振动信号异常复杂, 通常表现出非线性、非

平稳特征, 因此对机车走行部齿轮箱进行监测诊断, 提取齿轮箱早期的微弱故障特征, 对于及时发现机

车故障隐患,避免重大事故发生具有重要意义。

经验模式分解(EMD)方法能将信号自适应地分解到不同的尺度上,非常适合非线性、非平稳信号的处理,并被广泛应用于工程领域^[1]。EMD方法的一个重要缺陷就是模式混淆,为了克服这个问题,Wu和Huang在对白噪声进行EMD分解深入研究^[2-3]的基础上,提出了总体平均经验模式分解(EEMD)方法,该方法利用高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,使加入高斯白噪声后的信号在不同尺度上具有连续性,因此有效地解决了模式混淆问题。由于旋转机械的损伤故障通常表现为高频冲击响应特性,且在时域上不连续,因此可用EEMD方法对其进行分解。旋转机械系统在出现故障时通常会出现和、差频率成分,这是一种非线性耦合现象,在频谱上表现为和、差频率边带^[4],因为1.5维谱能有效检测这种非线性耦合特征,所以1.5维谱可作为EEMD信号的后处理。

本文在分析EEMD机理的基础上,建立了在EEMD方法中加入高斯白噪声的准则,同时将1.5维谱作为EEMD的后处理方法,提出了EEMD与1.5维谱故障特征提取的方法,并将其应用在机车走行部齿轮箱故障诊断中,成功地提取出机车走行部齿轮箱大齿轮齿根的早期裂纹故障特征。

1 EEMD理论与方法

EEMD方法是对EMD方法的改进,并以此来达到避免在EMD分解过程中模式混淆的目的。

1.1 EMD基本理论

EMD方法将任意非线性、非平稳信号分解为若干个基本模式分量(IMF)和一个余项。所谓IMF就是满足如下2个条件的函数或信号:①在整个时间序列中,极值点数与过0点数必须相等或者最多相差一个;②在任意时间点上,由信号局部极大值确定的上包络线和由局部极小值确定的下包络线的均值为0。

EMD的分解步骤如下^[5]。

步骤1 确定原始信号 $x(t)$ 的极大值点与极小值点,用三次样条函数拟合极值点的上、下包络线,求取上、下包络线的局部均值序列为 $m(t)$ 。

步骤2 从待处理信号中得到

$$h_1(t) = x(t) - m(t) \quad (1)$$

检测 $h_1(t)$ 是否满足IMF的2个条件,如果不满足,则把 $h_1(t)$ 作为待处理信号,重复上述操作,直至 $h_1(t)$ 满足IMF的条件,即

$$c_1(t) = h_1(t) \quad (2)$$

筛选过程的停止准则可以通过限制2个连续处理结果之间的标准差的大小来实现,即

$$S_d = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_k^2(t)} \quad (3)$$

式中: T 表示信号的时间跨度; $h_{k-1}(t)$ 和 $h_k(t)$ 是在筛选IMF过程中2个连续处理结果的时间序列。 S_d 的值通常取为0.2~0.3^[5]。

步骤3 计算信号剩余序列

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4)$$

把 $r_1(t)$ 作为新的原始信号重复上述操作,依次可得第2、第3直至第 n 个IMF,记为 $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$ 。当 $c_n(t)$ 或剩余信号 $r_n(t)$ 小于一个预设值时,或者 $r_n(t)$ 是一个单调函数,从中不能再筛选出IMF时,整个分解过程则终止。

最终将原始信号分解为如下形式

$$x(t) = \sum_i^n c_i(t) + r_n(t) \quad (5)$$

1.2 EEMD方法

EEMD方法的原理是利用了高斯白噪声具有频率均匀分布的统计特性,当信号加入高斯白噪声后,将使信号在不同尺度上具有连续性^[6],以促进抗混分解,避免模式混淆现象。

在EMD方法中,IMF的不连续将造成模式混淆现象的产生,这是因为EMD方法得到合理IMF的能力取决于信号极值点的存在以及极值点的分布间隔,如果信号中没有足够的极值点时,分解将停止,如果信号中极值点分布间隔不均匀,会产生极值点上、下包络线的拟合误差,从而产生模式混淆现象。

EEMD方法改变了信号极值点的特性,有效地避免了模式混淆现象,其分解步骤与原理如下。

步骤1 在原始信号 $y(t)$ 中多次加入具有均值为0、幅值标准差为常数的高斯白噪声 $n_i(t)$,即

$$y_i(t) = y(t) + n_i(t) \quad (6)$$

式中: $y_i(t)$ 表示第 i 次加入的高斯白噪声信号。加入的高斯白噪声的大小会直接影响信号EEMD避免模式混淆的分解效果。为了确定加入的高斯白噪声的大小,根据避免模式混淆的要求与EEMD的分解特性,加入的高斯白噪声应既不影响信号中的有效高频成分(包含故障高频信息特征分量)极值点间隔的分布特性,同时又能改变信号中低频成分的极值点间隔的分布特性。本文提出的在EEMD方法中加入高斯白噪声的准则为

$$0 < \alpha < \frac{\sigma}{2}; \alpha = \frac{\epsilon_n}{\epsilon_o}; \sigma = \frac{\epsilon_h}{\epsilon_o} \quad (7)$$

式中: ϵ_n 表示加入的高斯白噪声幅值标准差; ϵ_o 表示原始信号幅值标准差; ϵ_h 表示原始信号中有效高频成分的幅值标准差; α 为比例系数, 在通常情况下, $\alpha = \sigma/4$ 就能有效地避免信号分解中的模式混淆现象。

步骤 2 对 $y_i(t)$ 分别进行 EMD 分解, 得到的 IMF 记为 $c_{ij}(t)$, 与一个余项记为 $r_i(t)$ 。其中, $c_{ij}(t)$ 表示第 i 次加入高斯白噪声后, 分解所得到的第 j 个 IMF。

步骤 3 利用不相关随机序列的统计均值为 0 的原理, 将上述对应的 IMF 进行总体平均运算, 消除多次加入的高斯白噪声对真实 IMF 的影响, 最终得到 EEMD 分解后的 IMF 为

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \quad (8)$$

式中: $c_j(t)$ 表示对原始信号进行 EEMD 分解后所得到的第 j 个 IMF。

2 1.5 维谱基本理论

对于 $y(t)$, 其 3 阶累积量 $c_{3y}(\tau_1, \tau_2)$ 的对角切片为 $c_{3y}(\tau, \tau)$, 定义该对角切片的傅里叶变换为 1.5 维谱, 即

$$C(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} y(t) y^2(t + \tau) dt \right] \cdot e^{-j\omega\tau} d\tau = Y^*(\omega) [Y(\omega) * Y(\omega)] \quad (9)$$

式中: $Y(\omega)$ 为 $y(t)$ 的傅里叶变换; $Y^*(\omega)$ 为 $Y(\omega)$ 的复共轭。1.5 维谱具有如下性质^[7]。

性质 1 设 $y(t)$ 是均值为 0、基频为 ω_0 的 n 次实谐波信号, 在幅值 A 相等、相位为 0 的情况下, 当 $|\omega_m| < |\omega_l|$ 时, 则

$$\left. \begin{aligned} C(\omega_m) &> C(\omega_l) \\ \omega_m &= m\omega_0 \quad m = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n \\ \omega_l &= l\omega_0 \quad l = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm n \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中: ω_m, ω_l 分别表示 2 个谐波频率。性质 1 表明, 采用 1.5 维谱分析谐波信号时, 信号的基频分量得到加强, 从而为抽取信号的基频分量提供了条件。

性质 2 设 $n(t)$ 是均值为 0 的高斯白噪声, 则

$$C(\omega) = 0 \quad (11)$$

表明 1.5 维谱能有效抑制高斯白噪声。

性质 3 设 $x(t)$ 是谐波信号, $\omega_1 \sim \omega_3$ 是其中的 3 个谐波分量, $\omega_1 > \omega_2 > \omega_3$, 若 $\omega_1 \neq \omega_2 + \omega_3$, 即不满足频率耦合关系, 则

$$C(\omega_1) = 0; C(\omega_2) = 0; C(\omega_3) = 0 \quad (12)$$

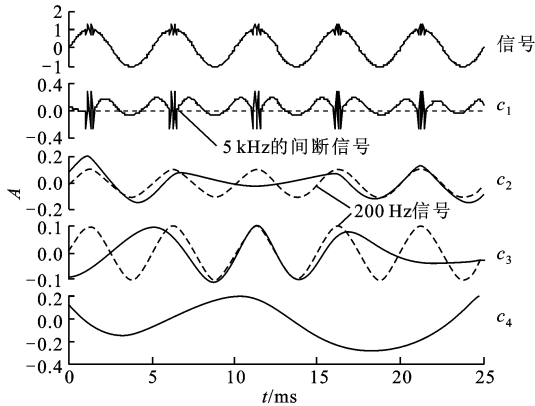
若 $\omega_1 = \omega_2 + \omega_3$, 即 3 个频率之间满足耦合关系, 则

$$C(\omega_1) \neq 0; C(\omega_2) \neq 0; C(\omega_3) \neq 0 \quad (13)$$

表明当信号中含有 3 个波形的耦合谐波项时, 通过 1.5 维谱的处理, 这些谐波项均可被提取出, 而不满足耦合关系的谐波项则被消除。

3 仿真实验

通过信号仿真实验来验证 EEMD 方法避免模式混淆的分解能力(简称抗混分解能力), 信号采样频率 f_s 为 20 kHz, 数据长度为 512。在 EEMD 实验中, 计算出的 σ 为 0.09, 所以取 α 为 0.02, 总体平均次数为 100。对仿真信号分别进行 EMD 与 EEMD 分解, 分解结果如图 1、图 2 所示。图 1、图 2 表明, EMD 方法中出现了明显的模式混淆现象, 而 EEMD 方法可有效地避免模式混淆。



$c_1 \sim c_4$: 第 1~4 个 IMF
图 1 EMD 仿真信号分解图

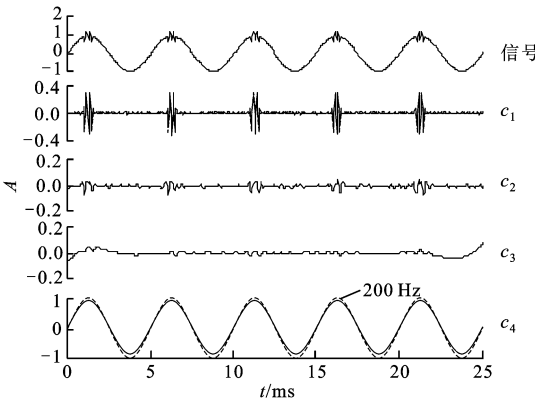


图 2 EEMD 仿真信号分解图

4 机车走行部齿轮箱的故障诊断

某电力客运型机车由 6 个轮对组成, 轮对由 1 根车轴和 2 个车轮按规定的压力和尺寸紧压配合组

成,每个轮对再与齿轮箱、电机、轴箱和抱轴组合在一起,构成机车的走行部件。该电力机车的走行部传动设备为一级斜齿轮减速箱,大齿齿数为 87,小齿齿数为 20,传动比为 0.23。2007 年 5 月,工作人员发现,该机车在运行过程中走行部齿轮箱的振动增大,为查明原因,对该机车进行了现场跟车振动测试,利用振动加速度传感器采集了齿轮箱的振动信号(见图 3)。机车的车速为 66 km/h,车轮直径为 1.25 m,大齿轮的转频为 4.7 Hz,小齿轮的转频为 20.3 Hz,齿轮的啮合频率为 406.3 Hz,采样频率为 12.8 kHz,数据长度为 32 768。



图 3 机车振动测试中传感器的安装位置

对采集的机车齿轮箱振动信号进行时域与频谱分析(见图 4),可以看出在图 4a 中,虽然有一些冲击成分,但整个时域波形显得比较复杂,并不能解释冲击成分所代表的故障特征信息,而信号中存在的背景噪声也淹没了齿轮箱故障的特征信息。从图 4b 中可以看出,频谱分布复杂,低频成分的谱峰较为杂乱,高频部分也出现谱包。为观察反映故障特征的低

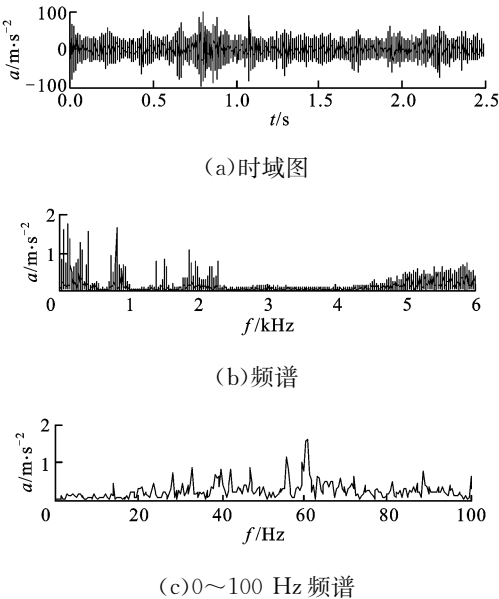


图 4 原始振动信号的时域波形与频谱

频信号成分,截取对应 0~100 Hz 的频谱(见图 4c)进行观察,但从图中未能找出与理论故障特征对应的频率。

为了准确提取齿轮箱的故障特征信息,对原始振动信号进行的 EEMD 分解如图 5 所示,其中的参数设置如下:计算出的有效高频成分的 σ 为 0.73, α 为 0.18,总体平均次数为 100。然后,对 EEMD 分解后所得到的 IMF 各频带信号应用 1.5 维谱方法进行后处理,如图 6 所示。在对第 4 个 IMF 的 1.5 维谱分析中发现,在啮合频率 406.8 Hz(理论啮合频率为 406.3 Hz)的左侧存在着以 4.7 Hz 为间隔的边频带,同时在对第 5 个 IMF 的 1.5 维谱分析中,明显地找出了峰值频率为 4.7 Hz 及其倍频成分,正好对应于大齿轮的转频,因此齿轮啮合频率被旋转频率所调制。齿轮箱在出现故障时,普遍存在着振动信号的调制现象^[8],这是一种非线性耦合现象,主要表现为不同信号频率成分间的调制现象会产生边带频率结构^[4]。高阶统计量的 1.5 维谱能有效地提取非线性耦合特征,如图 6 所示。其中,齿轮啮合频率(406.8 Hz)与转频(4.7 Hz)非线性耦合,产生的边

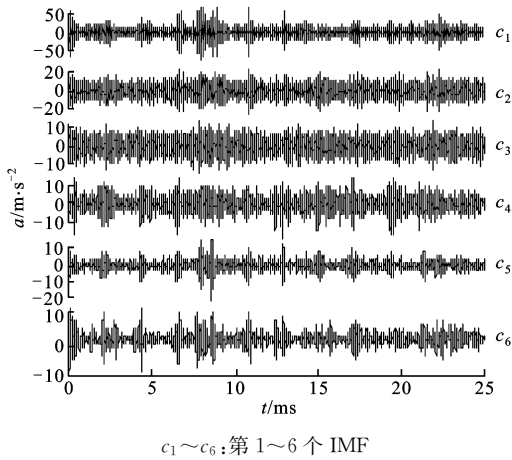


图 5 EEMD 振动信号分解结果

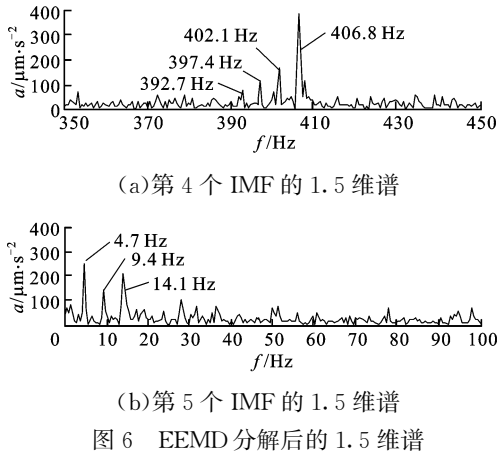


图 6 EEMD 分解后的 1.5 维谱

带频率分别为 329.7 Hz、397.4 Hz 和 402.1 Hz. 转频、频率边带成分与啮合频率满足 1.5 维谱的性质 3 的耦合关系. 同时, 在第 5 个 IMF 的 1.5 维谱中, 出现了大齿轮转频与倍频, 由此推断出该机车走行部齿轮箱的大齿轮可能存在与转频有关的疲劳剥落或齿根裂纹等局部故障.

在机车检修中发现, 机车走行部齿轮箱的大齿轮根存在早期裂纹故障 (见图 7), 与本文提出的 EEMD 与 1.5 维谱方法的诊断结果相符, 从而表明了该方法在工程应用中的有效性.

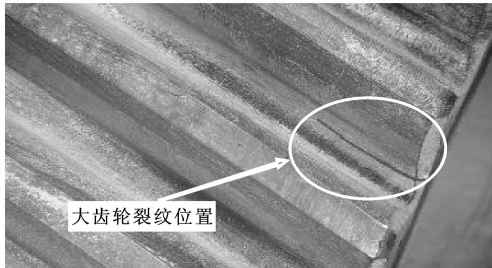


图 7 机车走行部齿轮箱大齿轮的早期裂纹

5 结 论

(1) 本文将总体平均经验模式分解方法与 1.5 维谱方法相结合, 提出了 EEMD 与 1.5 维谱故障特征的提取方法.

(2) 建立了在 EEMD 方法中加入高斯白噪声的准则, 并通过信号仿真实验验证了 EEMD 方法具有有效的抗混分解能力.

(3) 根据 1.5 维谱具有抑制高斯白噪声、检测非线性耦合特征等特性, 对 EEMD 分解所得到的 IMF 采用 1.5 维谱进行后处理, 进一步消除了加入的高斯白噪声, 可有效地提取信号特征.

(4) 将 EEMD 与 1.5 维谱方法应用于机车走行部齿轮箱的监测诊断中, 成功地提取出机车走行部齿轮箱大齿轮的早期裂纹故障.

参考文献:

- [1] 何正嘉, 瞿艳阳, 张西宁. 现代信号处理及工程应用 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2007: 219-245.
- [2] WU Zhaohua, HUANG Norden E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proc R Soc Lond: A, 2004, 460: 1597-1611.
- [3] WU Zhaohua, HUANG Norden E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [4] 苏文斌, 温熙森, 史维祥. 故障诊断中非线性耦合特征提取的研究 [J]. 西安交通大学学报, 1999, 33(1): 88-92.
SU Wenbin, WEN Xisen, SHI Weixiang. Nonlinear coupling signature extracting in fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, 33(1): 88-92.
- [5] HUANG Norden E, ZHENG Shen, STEVEN R L. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proc R Soc Lond: A, 1998, 454: 903-995.
- [6] FLANDRIN P, CONCALVÈS G, RILLIN G. Empirical mode decomposition as a filter bank [J]. IEEE Signal Processing, 2004, 11(2): 112-114.
- [7] 樊养余, 陶宝祺, 熊克, 等. 舰船噪声的 1.5 维谱特征提取 [J]. 声学学报, 2002, 27(1): 71-76.
FAN Yangyu, TAO Baoqi, XIONG Ke, et al. Feature extracting of ship-radiated noise by 1.5 spectrum [J]. Acta Acustica, 2002, 27(1): 71-76.
- [8] 李崇晨, 屈梁生. 齿轮早期疲劳裂纹的混沌检测方法 [J]. 机械工程学报, 2005, 41(8): 195-198.
LI Chongsheng, QU Liangsheng. Chaotic detection method of gear early-stage fatigue crack [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(8): 195-198.

(编辑 管咏梅)