

基于改进经验小波变换的时频分析方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用

郑近德,潘海洋,戚晓利,张兴权,刘庆运

(安徽工业大学机械工程学院,安徽马鞍山 243032)

摘 要: 经验小波变换是最近提出的非平稳信号分析方法,针对其不足,提出了一种改进的经验小波变换方法;同时结合瞬时频率新定义,提出了一种非平稳信号时频分析新方法.该方法首先通过改进的经验小波变换将一个复杂的非平稳信号自适应地分解为若干个具有紧支集频谱的内禀模态函数之和;再通过对每个内禀模态函数进行解调,得到原始信号的时频分布.将提出的方法应用于滚动轴承试验数据分析,并将其与希尔伯特黄变换进行了对比,结果表明,论文提出的方法能够有效地诊断滚动轴承故障,且诊断效果优于希尔伯特黄变换方法.

关键词: 时频分析; 希尔伯特变换; 经验小波变换; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号: TN911.7, TH165.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)02-0358-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.014

Enhanced Empirical Wavelet Transform Based Time-Frequency Analysis and Its Application to Rolling Bearing Fault Diagnosis

ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, QI Xiao-li, ZHANG Xing-quan, LIU Qing-yun

(School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan, Anhui 243032, China)

Abstract: Empirical wavelet transform is a recently proposed method for non-stationary signal analysis. In view of its shortcomings, an enhanced empirical wavelet transform (EEWT) is proposed in this paper. Meanwhile, combining the new definition of instantaneous frequency, a new time-frequency analysis method for non-stationary signal is put forward. Firstly, EEWT is used to decompose a non-stationary signal into a number of intrinsic mode functions (IMFs) that have compact support set spectrum. Secondly, the time-frequency distribution of original signal can be obtained by demodulating each IMF. Also, the proposed method is applied to analyze experiment data of rolling bearing by comparing with Hilbert-Huang transform (HHT) and the results show that the proposed method can effectively diagnose the faults of rolling bearings and get a better effect than that of HHT.

Key words: time-frequency analysis; Hilbert transform; empirical wavelet transform; rolling bearing; fault diagnosis

1 引言

滚动轴承是旋转机械设备的关键部件,也是最容易发生故障的部件.由于滚动轴承故障振动信号大部分是非线性和非平稳信号,时频分析方法,如小波变换,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)及其基础上发展的局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)和局部特征尺度分解(Local Characteristic-scale Decomposition, LCD)等,由于能够同时提供振动信号时域和频域的局部信息而在滚动轴承故障诊断中得到了广泛应用.如 PENG 和 CHU 研究了小波变换在机械故障诊断中的应用^[1]; YAN 等对小波分析在旋转机

械故障诊断中的应用进行了详细回顾^[2];于德介等将经验模态分解应用于旋转机械故障诊断,并对其存在的理论问题进行了改进和完善^[3,4];张亢等研究了 LMD 方法在旋转机械故障诊断中的应用^[5,6];郑近德对 LCD 及其相关理论在旋转机械故障诊断中的应用进行了详细研究^[7-9].但是,小波变换中需要选择特定的小波基,分析尺度决定了分辨率的大小^[10];EMD, LMD 和 LCD 这类方法存在共同的缺陷,如端点效应、模态混叠和缺乏严格的理论基础等^[11].

最近, GILLES 提出了一种新的非平稳信号分析方法——经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)^[12,13]. EWT 通过对频谱进行分割,在每个分割的

区间建立小波正交基,能够将一个多分量信号分解为若干个具有紧支集频谱的调幅调频信号之和.为了实现分割的自适应性,论文提出了改进的经验小波变换(Enhanced EWT, EEWT).采用 EEWT 对多分量信号分解得到若干个单分量信号,再对每个单分量信号进行解调即可得到原始信号的完整时频分布.希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)是一种常用的解调方法,但其有严重的端点效应和易出现无法解释负频率.为了克服 HT 方法的不足, HUANG 等提出了归一化希尔伯特变换(Normalized Hilbert Transform, NHT)^[14],虽然 NHT 克服了 HT 易出现负频率的现象,但仍存在端点效应和其它问题.为了更精确地估计信号的时频分布,引入了一种瞬时频率估计新方法^[15].该方法通过对瞬时频率的物理意义进行重新解读,并通过新的定义方式来估计瞬时频率,与 HT 和 NHT 等方法相比,估计精度更高.基于 EEWT 和瞬时频率新定义的时频分析方法采用 EEWT 对原始信号分解,得到若干个 IMF 分量,再对得到的每个 IMF 分量进行解调,得到其瞬时频率和瞬时幅值,从而得到原始信号完整的时频信息.

由于故障滚动轴承的振动信号一般是多分量调幅调频信号,对其进行解调是一种有效的分析方法.针对滚动轴承振动信号的特点,将基于 EEWT 的时频分析方法应用于滚动轴承的故障诊断,试验分析结果表明,该方法能够有效地应用于滚动轴承故障诊断.

2 改进经验小波变换

小波变换的分解层数和频段是固定的, EWT 通过灵活地选择分析边界频率^[12,13],可以实现信号在任意频段的分析. EWT 的第一步就是定义边界集 ω_n . 文献[12]提出了两种自适应边界搜索方法.第一种方法是,如果要得到 N 个谱带需要找到信号频谱的 $N+1$ 个最大的极大值点,再在每两个相邻的极大值之间寻找信号全局的最小值,将它们定义为边界集.第二种方法是同时先找到信号频谱的极大值点的 $N+1$ 个最大值,然后将边界集定义为相邻两个极大值的平均值.

但是由于机械振动信号的频谱是“参差不齐”的,背景噪声干扰非常大,上述两种方法的处理效果不尽理想.同时为了克服全局趋势项对极值分布的影响,需要对频谱进行去趋势和正则化处理.为此,本文介绍一种新的自适应边界搜索方法,称为 ε 邻域法.对于第 n 个边界点,将初始设置的第 $n-1$ 和 n 个频带分开,考虑该点半径为 ε_n 的邻域,按照如下方式定义该区间的长度 ε_n .首先比较第 $n-1$ 和 n 个初始频带区间的长度;其次,再将最新区间的长度减半,并令 ε_n 等于该长度.这种方法保证了任意两个 ε_n 搜索区间不会发生重叠.在每一个邻域内寻找两个局部最大值,再寻找每个区间的全局最小值,定义

第 n 个自适应的边界点为返回的最小值.在本文的方法中,最小值的计算全部基于正则化信号.

对于多分量信号 $f(t)$, EEWT 详细步骤如下:

(1) 对 $f(t)$ 进行傅里叶变换,得到频谱 $F(\omega)$,并将其归一化到 $[0, \pi]$ 区间;

(2) 若 $F(\omega)$ 含有全局趋势项,采用多项式拟合的方法对其去趋势项处理;否则执行步骤(3);

(3) 采用 Gaussian 滤波对 $F(\omega)$ 进行正则化处理;高斯滤波窗口和 σ 分别为 10 和 1.5.

(4) 依据 $F(\omega)$ 预设初始边界集合 $\{w_n\}$, $\{w_n\} = \bigcup_{n=1}^{N-1} [w_{n-1}, w_n] = [0, \pi]$, N 为模态个数;这里可以通过观察的方法分析感兴趣的频带,但是不具有自适应性;建议采用相邻极大值之间的极小值作为初始边界集;

(5) 采用 ε 邻域法自适应搜索边界,得到边界集合: $\{\omega_n\} = \bigcup_{n=1}^{N-1} [\omega_{n-1}, \omega_n] = [0, \pi]$, 其中, $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$;

(6) 定义小波紧框架:

$$\mathbf{B} = \{ \{ \varphi_n(t) \}_{n=1}^{N-1}, \{ \psi_n(t) \}_{n=1}^{N-1} \}$$

即对任意 $n > 0$, 定义经验尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 分别为:

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{当 } |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \text{ 时} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} |\omega| - \omega_n + \tau_n \right) \right], & \text{当 } \omega_n - \tau_n < |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \text{ 时} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

以及

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{当 } \omega_n + \tau_n \leq |\omega| < \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \text{ 时} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} |\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \right) \right], & \text{当 } \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| < \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \text{ 时} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} |\omega| - \omega_n + \tau_n \right) \right], & \text{当 } \omega_n - \tau_n \leq |\omega| < \omega_n + \tau_n \text{ 时} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

为方便,假设 τ_n 与 ω_n 成正比,即 $\tau_n = \gamma \omega_n, 0 < \gamma < 1$. 其中 $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$.

(7) 再采用类似经典小波变换的方法,将信号与经验小波做内积得到经验小波变换系数,将信号与尺度函数做内积得到逼近系数,进而得到原始信号的各阶模态^[12].

EEWT 得到一系列具有紧支集频谱的 IMF 分量,再对每一个 IMF 进行解调即可得到它们的瞬时特征,进而得到原始信号的时频分布.

3 瞬时频率的定义与计算方法

3.1 瞬时频率计算方法

希尔伯特变换 (HT) 是最常用也是非常有效的解调方法. 但由于受 Bedrosian 定理的限制, HT 的瞬时频率估计会出现无法解释的负频率和端点效应. 为此, HUANG 和 WU 提出了归一化希尔伯特变换 (NHT), NHT 通过经验调幅调频分解将一个单分量信号分解为调幅信号与纯调频信号的乘积, 避免了负频率的产生, 但是端点效应仍然存在. HUANG 和 WU 在定义信号正交分量的基础上, 提出了计算瞬时频率的直接正交法 (Direct Quadrature, DQ). 但是 DQ 估计的瞬时频率在信号极值点处会发生波动和突变^[16].

3.2 瞬时频率新定义

事实上, HT 和 NHT 都是一种全局的运算, 时频分析的局部性不够理想. 对此, 文献[15]提出了一种具有局部性的瞬时频率新定义与计算方法.

假设 $f(x)$ 是一个表示振荡模式的 IMF 分量, 可以视为某个二阶常微分方程的 x 坐标, 然后在极坐标中通过对相位角函数进行求导得到频率 θ' . 但事实上可以直接计算相位角和旋转的速度而不需要求解相应常微分方程, 关键步骤是将 $f(x)$ 映射到极坐标中的 $\theta(x)$, 然后计算旋转速度 θ' , 再经过简单求导即可. 因此, 问题的关键是如何将 $f(x)$ 映射到 $\theta(x)$. 在将 $f(x)$ 映射到 $\theta(x)$ 时应剔除 r 的影响, 因为 r 和 θ 在极坐标中是独立的. 接下来, 通过除以各自的包络信号将 $f(x)$ 和 $f'(x)$ 归一化. 归一化 ($f(x), f'(x)$) 或者是一个单位圆或者是单位圆的扰动 (如果归一化过程不够理想). 事实上, 即使得到的不是一个理想单位圆, 仍然可以将其视为围绕中心在旋转, 因此, 旋转速度 θ' 仍是一个正函数. 基于此, 文献[14]定义一种新的具有局部意义的瞬时相位和瞬时频率定义, 即瞬时相位定义为相位角, 瞬时相位定义为相位角的旋转速度.

假设 $f(x)$ 是一个 IMF 分量, 则存在它的包络函数 $q(x)$, 使得

$$F_1(x) = \frac{f(x)}{q(x)}, \quad F_1(x) \in [-1, 1] \quad (3)$$

同理, 也存在 $f(x)$ 的导数 $f'(x)$ 的包络函数 $r(x)$, 使得

$$F_2(x) = \frac{f'(x)}{r(x)}, \quad F_2(x) \in [-1, 1] \quad (4)$$

这里包络函数 $q(x)$ 和 $r(x)$ 的计算有很多种方法, 最常用的是通过三次样条函数对 $f(x)$ 和 $f'(x)$ 绝对值的极大值插值得到. 如果定义

$$F(x) = F_1(x) + iF_2(x) \quad (5)$$

$F(x)$ 对应为复平面内 $[-1, 1] \times [-1, 1]$ 中的曲线. $F(x)$ 事实上是一个单位圆或其扰动, 于是定义 $F(x)$ 旋转的角度为

$$\theta(x) = -\arctan \frac{F_2(x)}{F_1(x)} \quad (6)$$

$\theta(x)$ 对应为 $F(x)$ 的瞬时相位. 瞬时频率定义为

$$\omega(x) = \frac{d\theta(x)}{dx} \quad (7)$$

包络函数的计算方法不唯一, 但是一般它们的计算对瞬时相位和瞬时频率的计算几乎没有影响. 如果 $f(x)$ 的级数或者其导函数在短时间内变化较大, 会导致在计算瞬时频率和相位时出现较大的误差. 因此, 有必要在构建包络函数时对这些突变进行处理. 对于一个给定的信号, 基于相邻连续极值点的差异, 可以采用一个预设的阈值检测幅值数量级上的突变. 如果检测到突变发生在两个的极值点之间, 计算连续的样本点在极值点之间的差异. 如果左边的差异与右边的差异有明显的差别, 即认为发生了突变. 然后就用这个点将信号分成两部分, 分别构建包络函数处理.

事实上论文提出了一种新的时频分析方法: 对于一个多分量信号, 采用 EEWT 方法对其分解, 得到若干个 IMF 分量; 再估计每一个 IMF 分量的瞬时幅值和瞬时频率, 进而得到原信号的完整时频分布.

4 仿真信号分析

为了验证方法的有效性, 不失一般地考虑式(8)所示混合信号 $x(t)$:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) + n(t) \quad (8)$$

其中, $x_1(t) = 3\cos(40\pi t)$, $x_2(t) = e^t \cos(70\pi t)$,

$$x_3(t) = (1 + 0.5\sin(6\pi t)) \cos(120\pi t),$$

$$x_4(t) = (1 + 2t) \cos(200\pi t + \sin(10\pi t)),$$

$n(t)$ 为白噪声, 信噪比 $\text{SNR} = 20$, $t \in [0, 1]$. $x(t)$ 及其各个单分量信号的时域波形如图 1 所示.

首先采用 EEWT 对 $x(t)$ 分解, 结果如图 2(a) 所示. 从图中可看出, EEWT 得到的分量 c_1 为趋势项, 近似为零; 分量 $c_2 \sim c_6$ 分别对应为单分量信号 $x_1(t) \sim x_4(t)$ 及

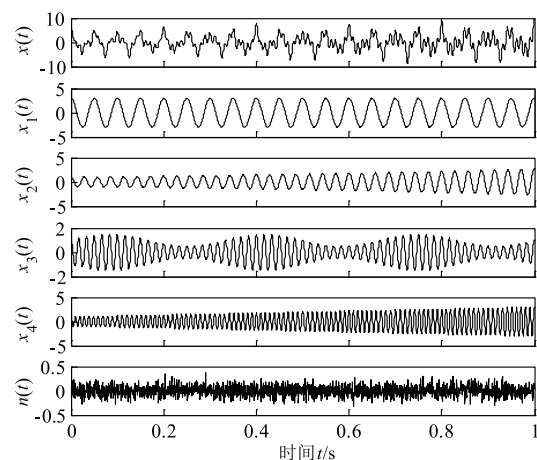
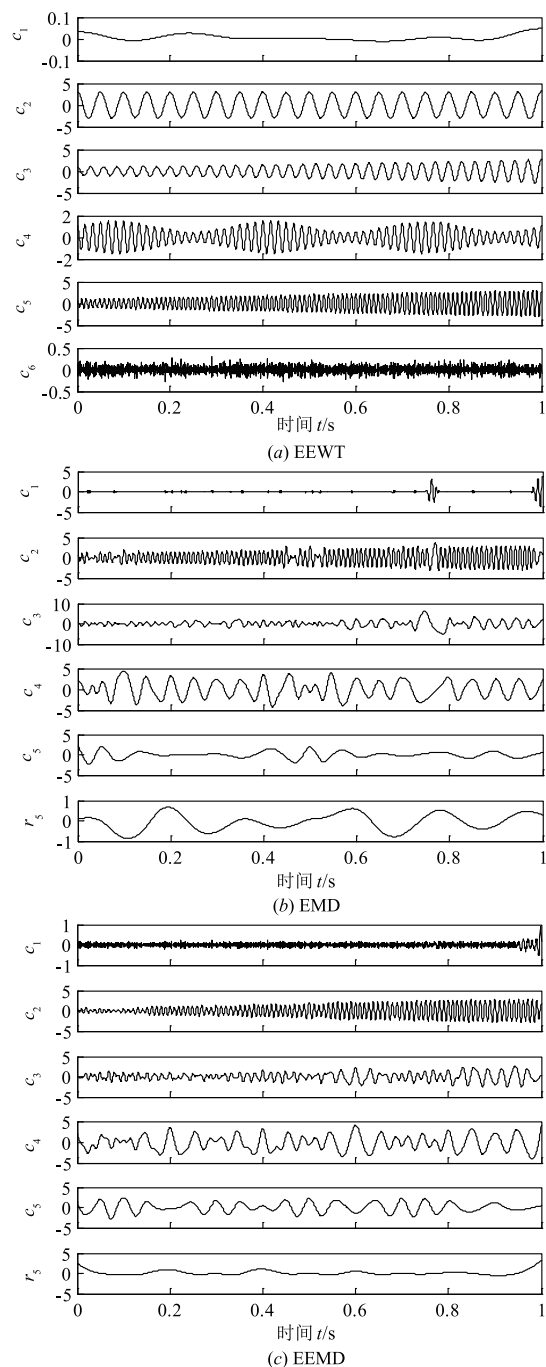
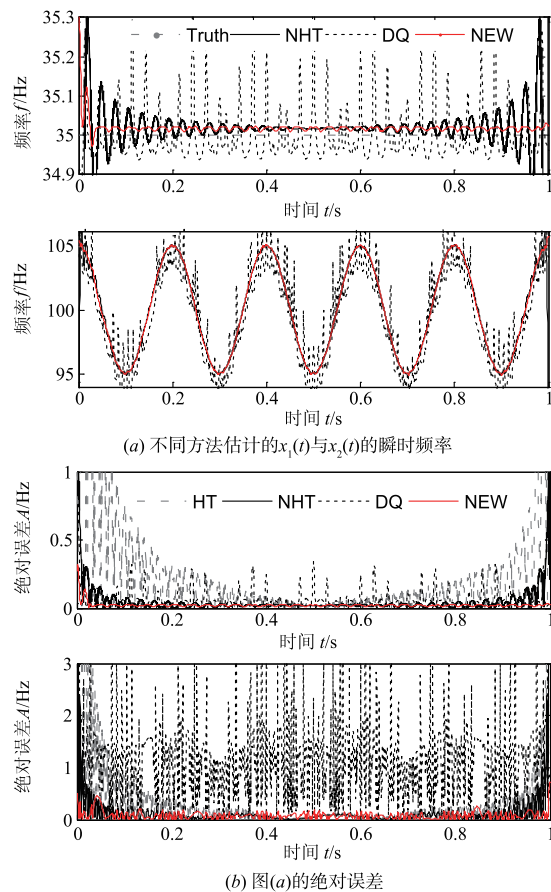


图1 混合信号 $x(t)$ 及其各个成分的时域波形

图2 不同分解方法得到的仿真信号 $x(t)$ 分解结果

噪声 $n(t)$,且吻合度非常高. 为了对比,再采用 EMD 和 EEMD 方法对 $x(t)$ 分解,结果如图 2(b)、(c)所示. 由图 2(b)可看出,EMD 分解结果出现了严重的模式混叠现象,如 c_1 和 c_2 , c_3 和 c_4 ;EEMD 能够将各个成分有效地分离出来,在一定程度上抑制了 EMD 模式混叠现象. 结果中 c_1 对应为信号成分 $n(t)$, c_2 对应 $x_4(t)$,但是 c_3 , c_4 和 c_5 之间仍存在模式混叠. 上述分析结果表明,EEWT 不仅能够有效地分离信号的各个模式,而且在一定程度上抑制了模式混叠的产生,分解效果优于 EMD 和 EEMD 方法.

在得到各个 IMF 分量之后,对每个 IMF 分量进行解调,估计每一个 IMF 分量的瞬时幅值和瞬时频率即可得到原始信号的时频分布. 不失一般地,为了对比,分别采用 HT, NHT, DQ 和新定义的方法(简称 NEW)来估计信号 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 的瞬时频率,结果如图 3(a)所示,其中“Truth”表示真实频率;HT 由于误差较大不再画出. 图 3(b)是四种方法估计的瞬时频率的绝对误差(定义为估计值与真实值之差的绝对值). 由图 3(a)、(b)可以看出,HT 估计瞬时频率的误差最大,两端端点效应非常严重;NHT 估计的瞬时频率虽然端点效应得到抑制,但仍然有很大的波动,而且波动由两端向中间传播;DQ 方法估计的瞬时频率在信号的极值点处出现了突变和波动;而新定义的瞬时频率估计方法与真实值最接近,波动较小,端点效应较小. 因此,以上分析结果表明,与 HT, NHT 和 DQ 等瞬时频率估计方法相比,新方法估计的瞬时频率误差更小,精度更高. 最后,图 4(a)、(b)给出基于 EEMD 与 HT 以及本文方法估计的原始信号时频能量谱. 由图中也可明显看出,论文提出的方法能够将各个模式有效分离,时频分辨率更高.

图3 不同方法估计的 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 的瞬时频率及绝对误差

5 实验数据分析

为了说明论文方法的有效性,将提出的方法应用于

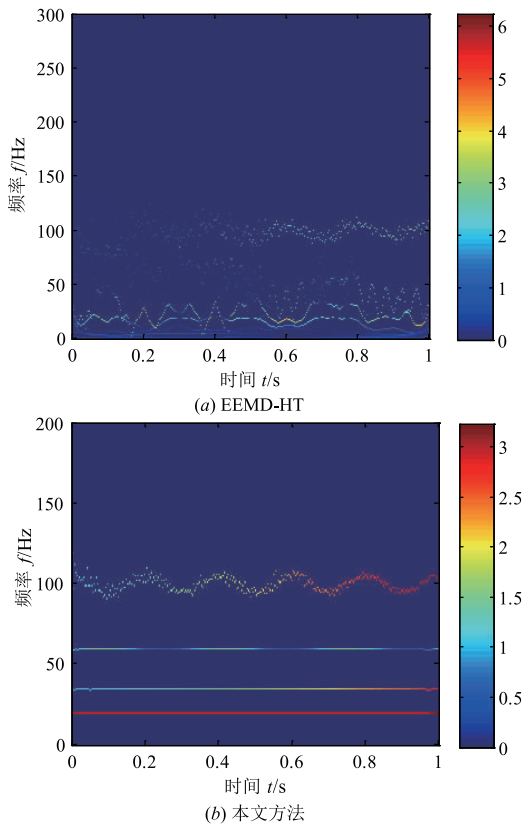


图4 EEMD-HT与本文方法的时频能量谱

滚动轴承的故障诊断. 采用美国凯撒西储大学电气工程系轴承数据中心的实验数据对其进行验证. 数据采集描述参见文献[17]. 数据采样频率 12,000Hz, 转速 1730r/min, 负载 2.2kW, 故障直径大小为 0.5334mm. 经计算, 转速 $f_r = 28.8\text{Hz}$, 外圈故障特征频率 $f_o = 103.4\text{Hz}$.

考虑具有外圈故障的滚动轴承振动信号, 时域波形和相应包络细化谱如图 5 所示. 由原始信号的包络谱可以看出在特征频率 f_o 处有明显的谱峰, 这是由于滚动轴承外圈发生故障时, 故障位置作为一个激励源, 轴承每旋转一周, 激励就产生一次冲击, 这种冲击的振动信号的表现形式为调幅信号对轴承固有频率载波信号的调制, 其中调制部分频率为故障特征频率. 因此, 由特

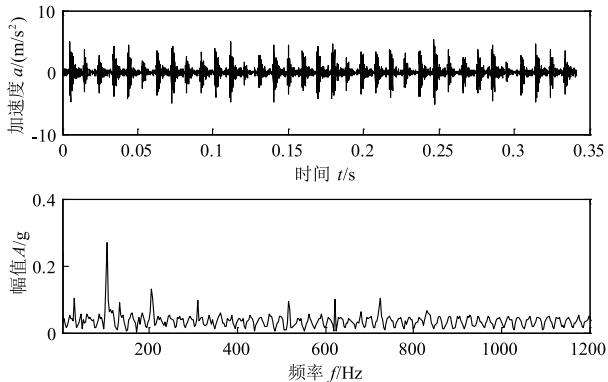


图5 具有外圈故障滚动轴承振动信号的波形及包络谱

征频率 f_o 处谱线可以得到轴承具有外圈故障的结论. 但是, 仔细观察可以发现, 原始信号包络谱低频和高频的其它成分对故障诊断的干扰较大.

为此, 采用论文提出的 EEWT 方法对上述具有外圈故障的滚动轴承振动信号进行分解, 得到 9 个 IMF 分量, 结果如图 6 所示. 由于滚动轴承发生故障时, 表现为冲击特征频率对固有频率的调制, 而轴承的固有频率一般是振动信号的高频成分, 因此, 考虑 EEWT 前五个分量, 并进行包络谱分析, 结果如图 7 所示. 从图中可以看出, 前五个 IMF 分量包络谱在外圈故障特征频率 f_o 及 $2f_o$ 处都有明显的谱峰, 这说明滚动轴承外圈有局部故障, 与实际相符.

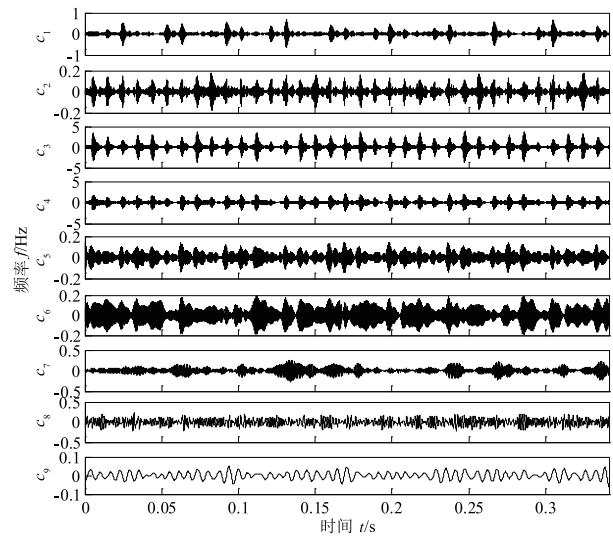


图6 外圈故障滚动轴承振动信号的EEWT分解结果

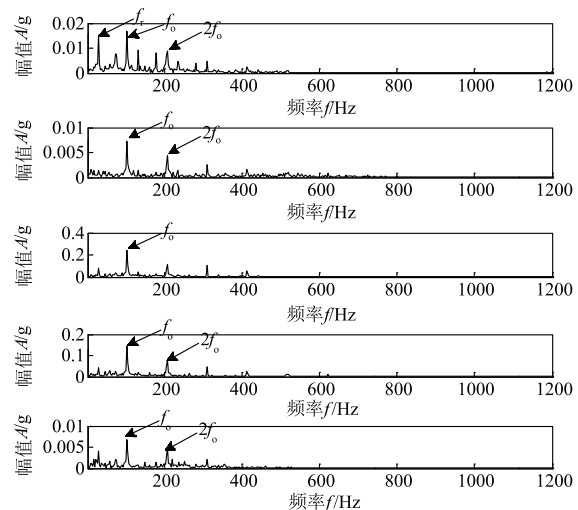


图7 外圈故障滚动轴承振动信号EEWT前五个IMF包络谱

另外, 还可以通过论文提出的时频分析方法估计原信号的时频分布进行故障诊断. 上例中外圈故障的振动信号时频能量谱及其局部放大图如图 8(a)、(b) 所示. 振动信号的时频分布有明显的周期特征, 估计七

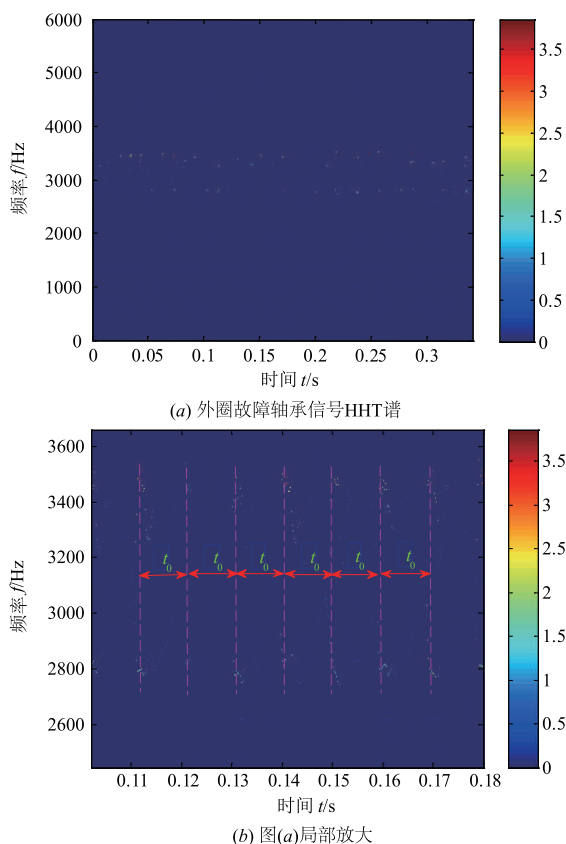


图8 论文方法得到的外圈故障轴承信号HHT谱及局部放大

个周期的平均周期 \bar{T}_0 , 约为 0.0098s, 近似等于外圈故障特征频率的倒数 ($\bar{T}_0 \approx 1/f_0$), 这说明滚动轴承具有局部外圈故障, 与上述诊断结论一致。

为了对比, 再采用希尔伯特黄变换对上述振动信号进行分析. 首先, 采用 EMD 对振动信号分解, 为节约篇幅, 结果不在画出. 前五个 IMF 分量的包络谱如图 9 所示. 将图 9 与图 7 对比可以看出, 两种方法前几个 IMF 的包络谱很相似, 都能够读取故障信息. EMD 与 EEWT 前两个 IMF 效果相同, 但是 EMD 第三、四、五个 IMF 包络谱信息明显不如 EEWT 对应的 IMF 包络谱包含信息清晰和明显. 再计算上述振动信号的时频分布, 即 HHT 谱及其放大图如图 10(a)、(b) 所示, 由图中无法读取有用故障信息. 综上, 上述分析结果表明, 论文方法故障诊断效果优于希尔伯特黄变换方法。

6 结论

(1) 针对经验小波变换的不足, 提出了改进经验小波变换 (EEWT), 将其与 EMD 和 EEMD 进行了对比, 结果表明 EEWT 在抑制模态混叠和估计精确模态分量等方面要优于 EMD 和 EEMD 方法。

(2) 针对希尔伯特变换和归一化希尔伯特变换等现有解调方法的不足, 引入一种瞬时频率定义的新方法, 通

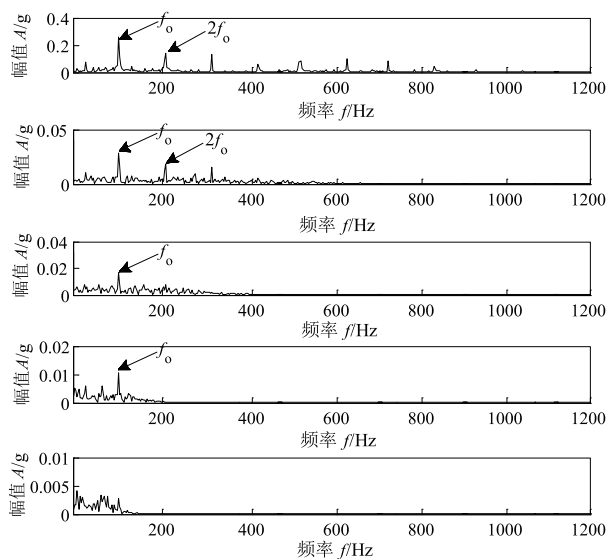


图9 外圈故障轴承振动信号EMD分解前五个IMF包络谱

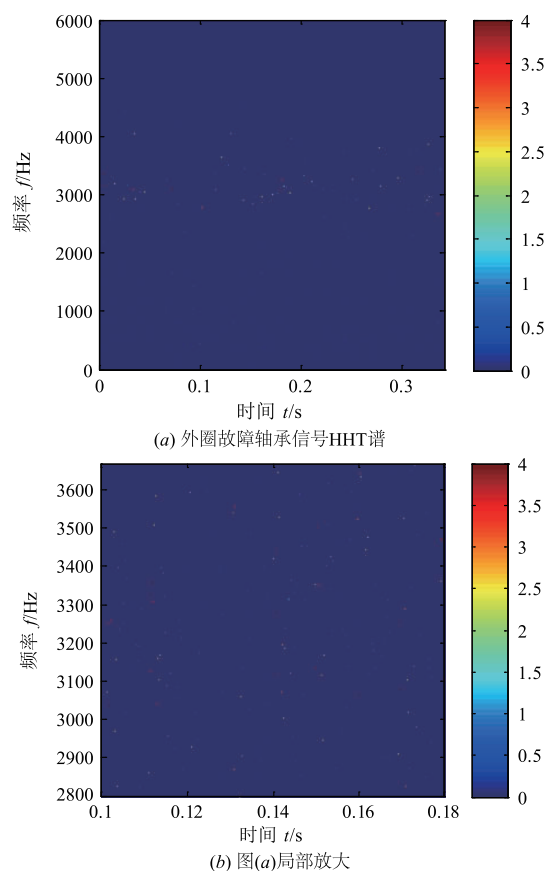


图10 HHT方法估计的外圈故障滚动轴承振动信号HHT谱及局部放大

过仿真信号分析将其与 HT, NHT 和 DQ 等方法进行了对比, 结果表明新定义的瞬时频率计算方法在抑制端点效应和提高瞬时频率精确性方面有一定的优越性. 同时将 EEWT 和瞬时频率新定义相结合的时频分析方法应用于非平稳信号时频分布的估计, 并将其与希尔伯特黄变换

进行了对比,结果表明了论文方法的优越性。

(4) 将提出方法应用于滚动轴承故障诊断,分别从包络谱和时频能量谱两个方面对滚动轴承故障进行诊断,将其与希尔伯特黄变换进行了对比,结果表明,论文方法故障诊断效果优于希尔伯特黄变换。

参考文献

- [1] Peng Z K, Chu F L. Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2004, 18(2): 199 – 221.
- [2] Yan R, Gao R X, Chen X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications [J]. *Signal Processing*, 2014, 96(5): 1 – 15.
- [3] 于德介,程军圣,杨宇. 机械故障诊断的 Hilbert-Huang 变换方法[M]. 科学出版社, 2006.
- [4] Yu D J, Cheng J S, Yang Y. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(2): 259 – 270.
- [5] 张亢,程军圣,杨宇. 基于局部均值分解的阶次跟踪分析及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. *中国机械工程*, 2011, 22(14): 1732 – 1736.
- [6] 张亢. 局部均值分解方法及其在旋转机械故障诊断中的应用研究[D]. 湖南大学, 2012.
- [7] 郑近德,程军圣,杨宇. 部分集成局部特征尺度分解: 一种新的基于噪声辅助数据分析方法[J]. *电子学报*, 2013, 41(5): 1030 – 1035.
- Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. Partly ensemble local characteristic-scale decomposition: a new noise assisted data analysis method[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(5): 1030 – 1035. (in Chinese)
- [8] 程军圣,郑近德,杨宇. 基于局部特征尺度分解的经验包络解调方法及其在机械故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(19): 87 – 94.
- Cheng Junsheng, Zheng Jinde, Yang Yu. Empirical envelope demodulation approach based on local characteristic-scale decomposition and its applications to mechanical fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(19): 87 – 94. (in Chinese)
- [9] 郑近德. 局部特征尺度分解方法及其在机械故障诊断中的应用研究[D]. 湖南大学, 2014.
- [10] Asim Biswas. Scale-location specific soil spatial variability: A comparison of continuous wavelet transform and Hilbert-Huang transform[J]. *Gatena*, 2018, 160: 24 – 31.
- [11] 张军,潘泽鑫,郑玉新,等. 振动信号趋势项提取方法研究[J]. *电子学报*, 2017, 45(1): 22 – 28.
- Zhang Jun, Pan Zexin, Zheng Yuxin, et al. Research on vibration signal trend extraction [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(1): 22 – 28. (in Chinese)
- [12] Gilles J, Empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999 – 4010.
- [13] Gilles J, Tran G, Osher S. 2D Empirical Transforms: Wavelets, Ridgelets and Curvelets revisited [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2014, 7(1): 157 – 186.
- [14] Huang N E, Wu Z H, Long S R, et al. On instantaneous frequency [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(2): 177 – 229.
- [15] Cicone A, Liu J, Zhou H. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2014, 41(2): 384 – 411.
- [16] Zheng J, Cheng J, Yang Y. Generalized empirical mode decomposition and its applications to rolling element bearing fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 136 – 153.
- [17] Zhang L, Xiong G, Liu H, et al. Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 6077 – 6085.

作者简介



郑近德 男, 1986 年生于安徽阜阳, 博士, 现为安徽工业大学机械工程学院副教授. 研究方向为动态信号处理, 时频分析及机械设备故障诊断, 已发表学术论文 40 余篇.
E-mail: lqdlzheng@126.com



潘海洋 男, 1989 年生于安徽宿州, 硕士, 现为安徽工业大学机械工程学院助教, 湖南大学博士研究生. 研究方向为模式识别与机械设备故障诊断.
E-mail: pansea@sina.cn