

# 改进的 LMD 及在齿轮故障诊断的应用<sup>\*</sup>

## IMPROVED LMD AND ITS APPLICATIONS ON GEAR FAULT DIAGNOSIS

郑小霞<sup>\*\*1</sup> 刘朋辉<sup>1</sup> 周荣成<sup>2</sup> 符 杨<sup>1</sup>

(1. 上海电力学院 自动化工程学院, 上海 200090)

(2. 上海东海风力发电有限公司, 上海 200433)

ZHENG XiaoXia<sup>1</sup> LIU PengHui<sup>1</sup> ZHOU RongCheng<sup>2</sup> FU Yang<sup>1</sup>

(1. School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

(2. Shanghai Donghai Wind Power Co., Ltd., Shanghai 200433, China)

**摘要** 作为机械传动系统的关键部件之一, 齿轮的工作状态直接影响设备的性能, 其故障在传动系统故障中占有很大的比例。针对齿轮故障信号大多为非平稳调制信号的特点, 提出一种基于样条和边界特征延拓的改进 LMD 算法, 通过采用三次样条插值, 对信号的上下极值点进行插值以获得上下包络线, 并采用边界局部特征尺度延拓的方法以减少端点效应问题, 提高了分解精度和计算效率。仿真信号和实验平台故障数据的仿真研究表明, 改进 LMD 算法分解后的 PF 分量与理想值相比误差更小, 分解时间更短, 能准确地分析出齿轮的故障特征。

**关键词** 齿轮 局部均值分解 三次样条插值 特征尺度延拓 故障诊断

中图分类号 TH165.3 TP181

**Abstract** As one of the key components of mechanical drive system, gear fault holds a large proportion in the transmission system fault, its working status directly affect the performance of the equipment. Aiming at the characteristics of the gear fault signal mostly for the non-stationary modulation signal, proposed based on spline and an improved algorithm of LMD continuation boundary characteristics, through the adoption of cubic spline interpolation, the signal of extreme value point interpolation to get the upper and lower envelope, and local characteristic scale boundary continuation method is adopted to reduce the endpoint effect, improve the precision and computational efficiency of decomposition. The simulation study of simulated signals and experimental platform of fault data show that improved LMD algorithm is proposed in this paper that decomposition PF components is smaller error compared with the ideal value, shorter time decomposition, accurately analyzing the fault characteristics of the gear.

**Key words** Gear; LMD; Cubic spline interpolation; Characteristic scale extension; Fault diagnosis

Corresponding author: ZHENG Xiao Xia E-mail: zhengxiaoxia@shiep.edu.cn Tel: +86-21-35303136

The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61174118, 51507098), and the Green Energy Grid Engineering Technology of Shanghai Research Center (No. 13DZ2251900), and the Science and Technology Commission of Shanghai Key Scientific Research Project (No. 14DZ1200905), and Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology (No. 13DZ2273800).

Manuscript received 20150915, in revised form 20151009.

### 引言

齿轮箱中齿轮故障诊断的关键是从振动信号中提取故障特征, 然而其振动信号大多表现非线性非平稳特性。与传统的分析方法相比, 时频分析方法能有效地处理非平稳信号, 因而在故障诊断中得到了广泛应

用<sup>[1]</sup>。常用的非平稳信号处理方法有小波变换<sup>[2]</sup>、经验模态分解<sup>[3]</sup>等, 然而小波需要选择小波基和分解层数, 不具有自适应性。经验模态分解 EMD 是一种自适应的时频分析方法, 但其分解过程中存在过包络、欠包络、筛选终止准则选择、边界处理等问题<sup>[4]</sup>。

2005 年, Jonathan Smith 提出了一种新的自适应时

<sup>\*</sup> 20150915 收到初稿, 20151009 收到修改稿。国家自然科学基金项目 (61174118, 51507098); 上海绿色能源并网工程技术研究中心 (13DZ2251900); 上海市科委重点科技攻关项目 (14DZ1200905); 上海市电站自动化技术重点实验室 (13DZ2273800) 资助。

<sup>\*\*</sup> 郑小霞, 女, 1978 生, 山东烟台人, 汉族, 自动化工程学院, 博士, 副教授, 主要从事风力发电故障诊断与运行维护研究。

频分析方法—局部均值分解方法(local mean decomposition, LMD)<sup>[5]</sup>, 该方法能将复杂的多分量信号分解为若干个具有瞬时物理意义的 PF 分量之和, 具有迭代次数少、运行时间短、不会出现负频率等优点。然而 LMD 在实际应用时仍存在如端点效应、模态混淆、分解精度差等问题。不少研究者也提出了许多改进, 对于端点处理方法有平行延拓法、多项式拟合、神经网络等方法<sup>[6-8]</sup>并在一些领域起到了很好的效果。

由于齿轮诊断中受负载、摩擦、间隙和刚度等因素的影响, 需要可靠的分解精度来提高诊断的正确性, 然而平行延拓法虽然计算速度快, 但分解误差大; 多项式拟合分解时间比较长, 神经网络则运算速度慢, 实用性较差; 镜像延拓法在运行时间和分解精度上得到一定的改善, 但分解精度上效果仍不够好<sup>[9]</sup>, 边界局部特征延拓法结合调幅趋势以及端点处局部极值点时间间隔, 能对信号进行有效的分解, 提高信号的分解精度。鉴于齿轮信号的极值点间距小的特点<sup>[10]</sup>, 使用三次样条插值方法代替滑动平均法来减少分解误差和分解速度慢等问题。最后将改进后的 LMD 算法应用于实验平台故障诊断并验证其有效性。

## 1 局部均值分解的基本原理

基于 LMD 的信号分解和经验模式分解类似, 均通过对信号进行多次“筛选”, 将其分解为满足一定条件的单分量信号。对于任意信号  $x(t)$ , 其分解过程如下<sup>[5]</sup>:

(1) 找出原始信号  $x(t)$  每个半波振动所有局部极值点求出所有相邻两个极值点  $n_i$  和  $n_{i+1}$  的平均值  $m_i$  为

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

然后用直线将所有两个相邻极值点的平均值连接起来, 再采用滑动平均方法进行平滑处理得到局部均值函数  $m_{11}(t)$ 。

(2) 求局部包络函数。采用局部极值点  $n_i$  计算包络估计值  $a_i$  为

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

同样, 线性扩展所有相邻包络估计值  $a_i$  并用移动平均方法进行平滑处理得到包络估计函数计算出包络估计函数  $a_{11}(t)$ 。

(3) 将局部均值函数  $m_{11}(t)$  从原始信号  $x(t)$  中分离出来, 得到

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

(4) 用分离出的  $h_{11}(t)$  除以包络估计函数  $a_{11}(t)$  进行解调得到

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

若计算出  $s_{11}(t)$  所对应的包络估计函数满足  $a_{12}(t) = 1$ , 则  $s_{11}(t)$  为一个纯调频函数。若不满足条件, 则将  $s_{11}(t)$  视为初始信号重复步骤 (1) ~ (4), 直至得到一个纯调频信号  $s_{1n}(t)$ , 满足  $-1 \leq s_{1n}(t) \leq 1$ 。此时有

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中

$$\begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases} \quad (6)$$

当  $\lim_{n \rightarrow \infty} a_{1n}(t) = 1$  时终止迭代。此条件为全局约束, 在实际工程应用中通常根据具体情况设置一个微变量  $\Delta$ , 当  $1 - \Delta \leq s_{1n}(t) \leq 1 + \Delta$  时终止迭代。

(5) 把所有迭代过程中产生的包络估计函数相乘而得到包络信号

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (7)$$

(6) 计算第一个乘积函数  $PF_1(t)$ 。

$$PF_1(t) = a_1(t) s_{1n}(t) \quad (8)$$

(7) 将  $PF_1(t)$  从原始信号中分离出来, 得到  $u_1(t)$ , 视  $u_1(t)$  为原始信号重复步骤 (1) ~ (6) 直至  $u_k(t)$  成为一个单调函数, 或是仅有一个极值点的函数为止

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (9)$$

经过上述步骤的循环迭代计算, 原始信号  $x(t)$  可由下式表示

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (10)$$

将所有 PF 分量的瞬时幅值和瞬时频率组合便可以得到原始信号  $x(t)$  完整的时频分布。

## 2 基于样条和边界特征延拓的改进 LMD 算法

针对 LMD 的不足, 本文采用三次样条差值代替滑动平均法对极值点进行差值获得上下包络线, 并用边界局部特征延拓法来近似端点附近的极值点, 最终提

高 LMD 分解精度,减少其分解误差。

## 2.1 三次样条插值

考虑到齿轮信号的极值点间距小<sup>[10]</sup>,提出采用三次样条插值分别对信号的上下极值点进行插值以获得上下包络线,然后用上下包络线求解信号的局域均值函数和包络函数,这种方式只需一次插值过程,从而提高分解精度和计算效率。

具体为对添加后的信号极大值点进行三次样条插值,形成上包络函数  $e_{\max}(t)$ ,把数据极小值进行三次样条插值,形成下包络函数  $e_{\min}(t)$ ,则局部均值函数  $m_{11}(t)$ ,包络估计函数  $a_{11}(t)$  分别为

$$m_{11}(t) = \frac{e_{\max}(t) + e_{\min}(t)}{2} \quad (11)$$

$$a_{11}(t) = \frac{|e_{\max}(t) - e_{\min}(t)|}{2} \quad (12)$$

将三次样条插值获得局域均值函数和包络估计函数的方法用于 LMD 方法,这样避免了 LMD 方法中用滑动平滑求取局域均值函数和包络估计函数的过程,从而避免滑动平滑跨度选取带来的问题。

## 2.2 边界局部特征延拓法

边界局部特征延拓法根据调幅趋势以及端点处局部极值点时间间隔,在信号两端添加极值点,其原理如图 1 所示。

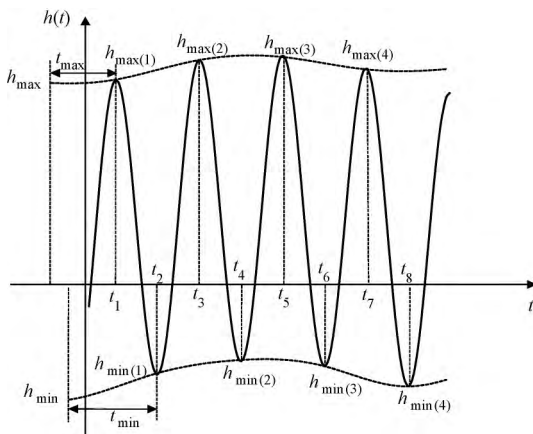


图 1 边界局部特征延拓法

Fig. 1 Characteristic scale matching extension method

以端点邻近的 3 个极大值点  $h_{\max(1)}$ 、 $h_{\max(2)}$ 、 $h_{\max(3)}$  的平均幅值作为要添加的极大值点幅值  $h_{\max}$ ,以端点邻近的 3 个极小值点  $h_{\min(1)}$ 、 $h_{\min(2)}$ 、 $h_{\min(3)}$  的平均幅值作为要添加的极小值点幅值  $h_{\min}$ ,添加的极大值点或极小值点的位置距离是最靠近端点的相应极大值点或极小值点为邻近的这几个极值点的平均时间间隔  $t_{\max}$  和  $t_{\min}$ 。分别添加好两端极值点后,再对新的极值点序列进行拟合包络线,从而估计出均值曲线。具体步骤如下:

(1) 找出原始信号  $h(t)$  每个半波振动所有的局部

极值点。

(2) 算出边界处极值点的平均幅值和平均局极值点的时间

$$h_{\max} = (h_{\max(1)} + h_{\max(2)} + h_{\max(3)}) / 3 \quad (13)$$

$$h_{\min} = (h_{\min(1)} + h_{\min(2)} + h_{\min(3)}) / 3 \quad (14)$$

$$t_{\max} = (t_{\max(4)} - t_{\max(1)}) / 3 \quad (15)$$

$$t_{\min} = (t_{\min(4)} - t_{\min(1)}) / 3 \quad (16)$$

(3) 根据计算出的值按图 1 所示分别添加极大值点和极小值点。

(4) 计算均值曲线,取有效信号区间内的值。

通过以上处理,所延拓数据与原始信号特征有良好的一致性,能很好地反映信号的特征。延拓过程中兼顾了数据内部与边缘数据的趋势的一致性,同时也兼顾了数据极值点及非极值点的波形数据,实现了延拓数据与原信号交界处的光滑过渡,避免了边界处瞬时频率的跳跃,实现了端点效应的抑制。

## 2.3 改进 LMD 算法的原理

基于三次样条插值和边界局部特征延拓的改进 LMD 算法原理如图 2 所示。

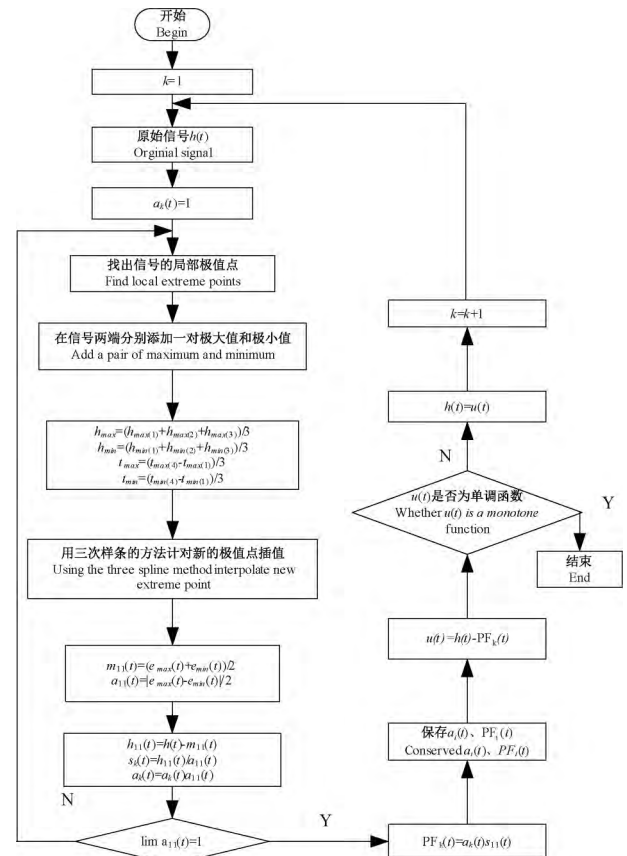


图 2 改进 LMD 算法原理

Fig. 2 Improved method of LMD

## 3 仿真验证

### 3.1 仿真信号分析

LMD 算法可以按照频率由高到低的顺序将复杂

的信号分解成若干个单分量调制信号,由于在齿轮故障时,信号大多为多分量调制信号,下面首先用一组调幅调频仿真信号来验证 LMD 算法的分解能力。

设仿真信号为

$$x(t) = \cos(160\pi t + 1.5\sin 18\pi t) + \sin 2\pi t \sin 24\pi t \quad (17)$$

该信号由调幅调频信号组成,由一个基频 80 Hz,调制频率为 9 Hz 的调频信号和一个基频为 12 Hz 的信号组成,其信号的时频域波形和理想分解图分别如图 3 和图 4 所示。

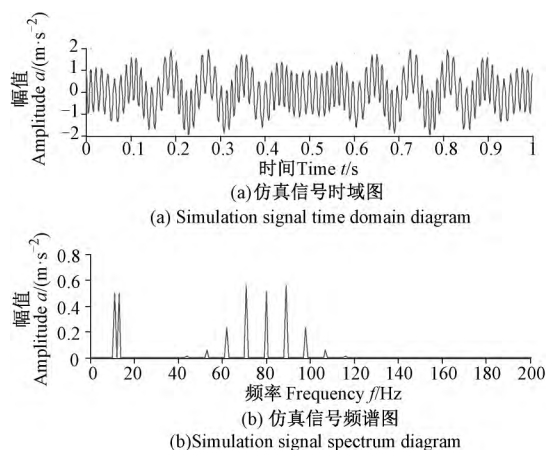


图3 仿真信号时频图

Fig. 3 The simulation signal time-frequency diagram

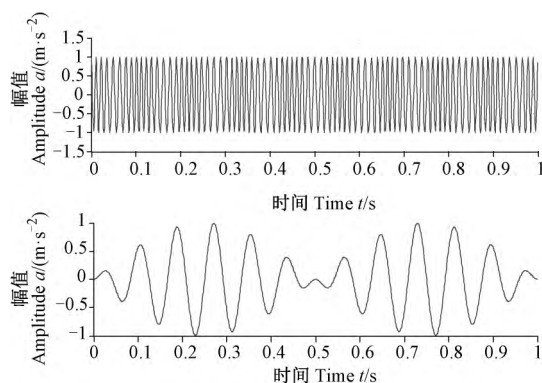


图4 仿真信号理想分解图

Fig. 4 The simulation signal of ideal decomposition

采用 LMD 方法对信号  $x(t)$  进行分解,并设置微变量  $\Delta = 0.001$ 。因为 LMD 是依据信号本身进行的自适应分解,前两个分量分别对应于仿真信号的两个分量,图 5 和图 6 分别为仿真信号的分解图和瞬时频率图。

由图 6 中改进 LMD 方法分解出的 PF 分量瞬时频率可看出,PF<sub>1</sub> 包含了信号的高频部分,载频为 80 Hz; PF<sub>2</sub> 包含了信号的低频部分,频率成分为 12 Hz,可以看出 LMD 能对信号进行有效的分解,并反映信号的内在本质。

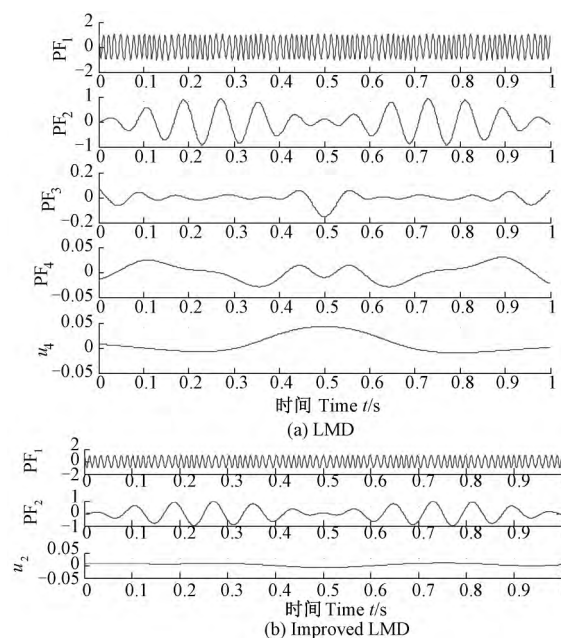


图5 仿真信号的分解图

Fig. 5 Decomposition of simulation signal

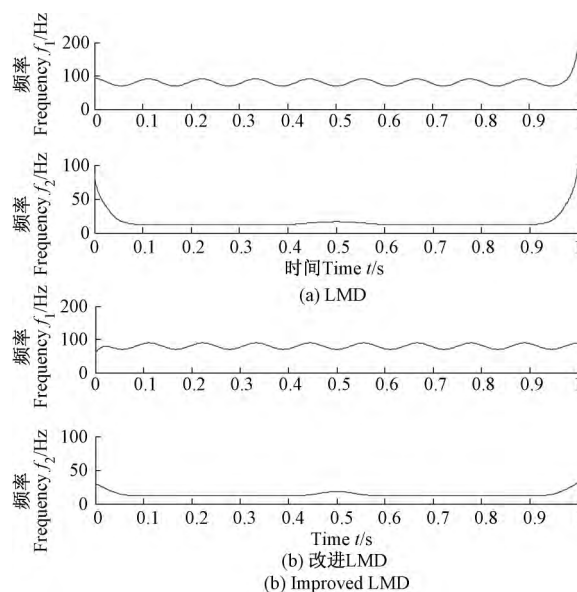


图6 仿真信号的瞬时频率图

Fig. 6 Instantaneous frequency of simulation signal

从图 6a 看出,原 LMD 分解方法不准确,在端点附近各级 PF 的瞬时频率都发生了畸变,产生向上抬的现象,且有虚假的分量,这是由于平滑带来相位差和端点效应的影响,图 6b 中改进后的方法虚假成分少,在端点附近没有发生明显畸变,端点效应也得到了抑制,且在计算效率,运行时间等都有很大的提高。这说明改进后的方法对仿真信号处理的有效性。

表 1 为两者分解方法的结果的对比。将分解后的前两阶分量与理想分量对比,得到 PF 分量的均方误差,来评判其分解的准确性。

表 1 两种分解方法对比

Tab. 1 Comparison of two decomposition methods

方法 Methods	LMD LMD	改进 LMD Improved LMD
所耗时间 Time/s	0.956 574	0.675 832
分解级数 Decomposition progression	5	3
PF <sub>1</sub> 均方误差 Mean square error of PF <sub>1</sub>	0.000 64	0.000 11
PF <sub>2</sub> 均方误差 Mean square error of PF <sub>2</sub>	0.002 2	0.000 66

由表 1 中两种分解方法的对比可以看出,改进的 LMD 分解方法迭代次数少,耗时少且分解后的 PF 分量与理想值相比误差更小,分解更准确。

3.2 实验平台齿轮故障信号分析

由于齿轮振动信号通常是多分量调频调幅信号,而 LMD 算法正是将多分量的调频调幅信号分解为单分量的调频调幅信号,为了进一步验证改进算法的有效性,采用改进 LMD 算法对齿轮故障信号进行分析。

本文采用由美国 Spectra Quest 公司设计的动力传动故障诊断综合实验台(DDS),其动力由一个电机控制系统控制,传动系统主要包括主轴、一个二级行星齿轮箱、一个二级平行齿轮箱、一个轴承负载以及一个可编程的磁力制动器。齿轮箱示意图如图 7 所示。齿轮  $z_1 \sim z_4$  的齿数分别为 20、40、28 和 36。调速电动机为交流变频电机,功率 750 W,传动比为 6 和 4.57,通过振动加速度传感器采集齿轮的故障信号,在转速为 1 800 r/min 下,齿轮  $Z_1$  和  $Z_2$  的啮合频率为 500 Hz,轴 1 的转频为 30 Hz,轴 2 的转频为 5 Hz。 $Z_3$  和  $Z_4$  的啮合频率为 109 Hz。

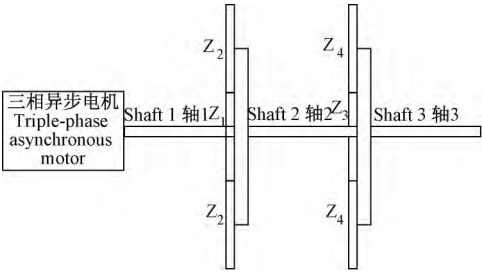


图 7 齿轮箱示意图

Fig. 7 Schematic diagram of gearbox

信号的采样频率为 2 560 Hz,长度为 10 240 点,故障信号的时域波形和频谱图分别如图 8 和图 9 所示。

采用原 LMD 和改进 LMD 方法对故障信号进行分解,分别如图 10 和图 11 所示。

对比图 10 和图 11 可知,两者均能将故障信号进行有效分解,在终止条件( $\Delta = 0.01$ )相同下,改进 LMD 方法后分解数少一层,分解运算速度比原 LMD 方法

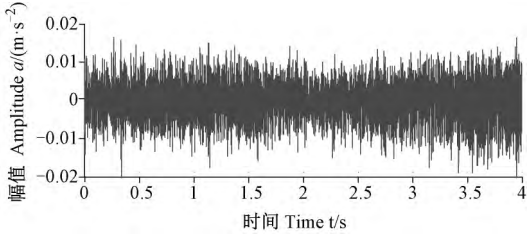


图 8 故障信号时域图

Fig. 8 Fault signal time domain graph

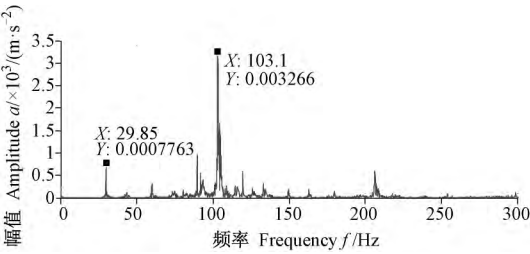


图 9 故障信号频谱图

Fig. 9 Fault signal time-frequency diagram

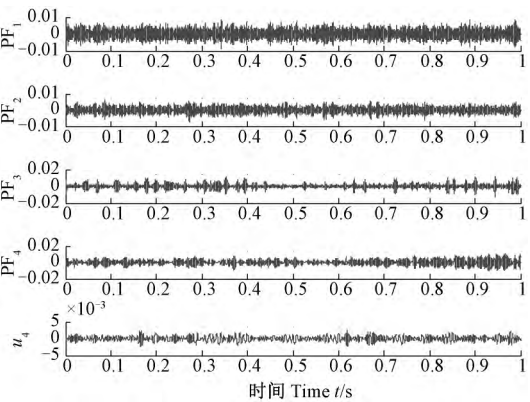


图 10 原 LMD 信号分解的 PF 分量

Fig. 10 PF components of LMD

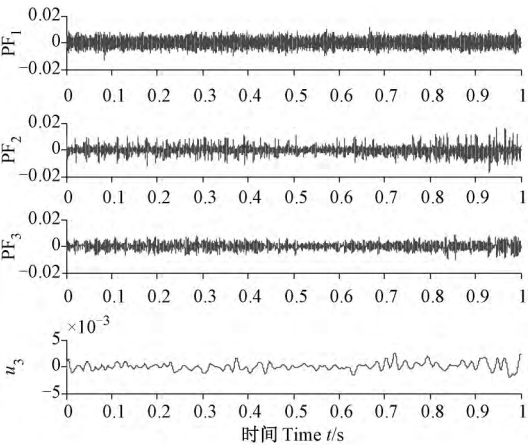


图 11 改进 LMD 信号分解的 PF 分量

Fig. 11 PF components of improved LMD

快,且残余信号效果更好,分解效率得到了提高。当齿轮发生故障时,齿轮啮合频率的振动要受到齿轮转动

频率的调制,其故障振动信号的频谱图上会在啮合频率或固有频率的附近出现以齿轮所在的轴的转频为间隔的调制边频带,通过对调制边频带进行分析就可提取出调制信息,分析它的频次和幅值强度就可获得齿轮故障发生位置和相应的损伤程度。用改进后的 LMD 方法对包含主要分量的前 3 个 PF 分量进行包络谱分析结果如图 12 所示。

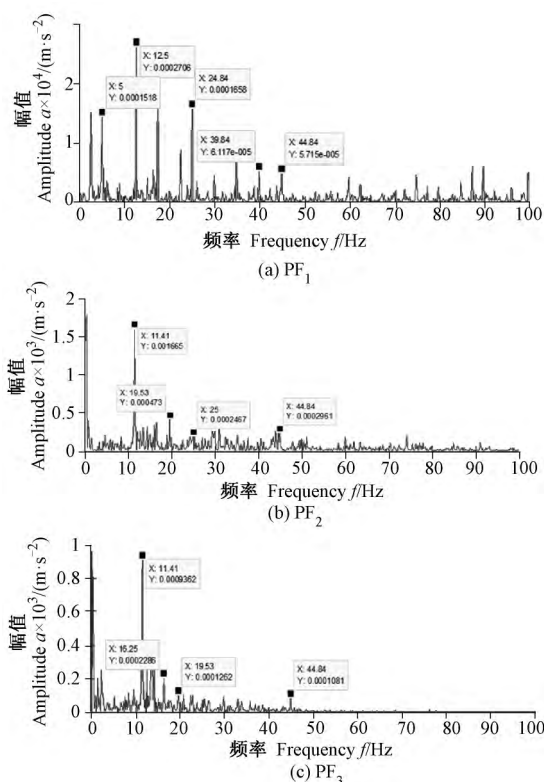


图 12 改进 LMD 前三阶 PF 分量的包络图

Fig. 12 The envelop spectrum of partial PFs by improved LMD

由图 12a 中  $\text{PF}_1$  的包络图可以知道,小齿轮 3 的转频 5 Hz 及 12.5 Hz、24.84 Hz、39.84 Hz、44.84 Hz 处幅值突出,理论计算值小齿轮 3 的 2 倍频为 10 Hz,它的 5 倍频为 25 Hz,8 倍频为 39.84 Hz,其 9 倍频为 45 Hz,理论值与上述 5 个突出频率很接近。图 12b 中的  $\text{PF}_2$  小齿 3 转频的 2 倍频、4 倍频、5 倍频和 9 倍频都有明显的谱线。图 12c 中  $\text{PF}_3$  的谱线明显处也对应于小齿轮 3 的倍频关系。由此可已看出齿轮  $Z_3$  发生了故障,检查后发现齿轮  $Z_3$  发生了缺齿现象。

从图 9 和图 12 中可看出,由于齿轮振动信号包含的频率成分非常复杂,很难从频谱图 9 中找出故障齿轮的转频,改进 LMD 则通过对信号分解分层,使故障齿轮的转频及其倍频相对幅值非常明显,与传统的频谱分析相比具有明显的优点。将图 12a 与图 13 对比发现,原 LMD 和改进 LMD 均能找出故障齿轮的转频及倍频来对故障进行诊断,但原 LMD 频率特征提取效果远不如改进后的方法明显,改进 LMD 减少了非故

障特征频率从而提取了更清晰的故障特征,其精度得到了提高,能更加准确地对故障进行诊断,验证了改进 LMD 在故障诊断的有效性。

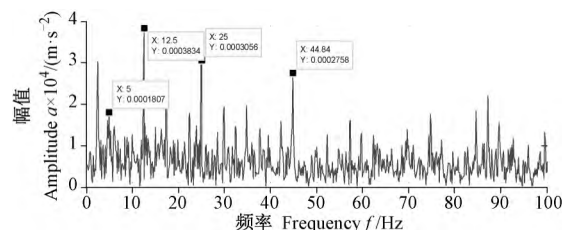


图 13 原 LMD 故障信号  $\text{PF}_1$  包络谱图

Fig. 13 The envelop spectrum of  $\text{PF}_1$  by LMD

## 4 结束语

LMD 方法能将复杂的多分量信号分解为若干个具有瞬时物理意义的 PF 分量之和,适合于非平稳信号的时频分析。通过对 LMD 方法的插值方式和端点问题进行改进,提出了一种基于三次样条和边界局部特征尺度延拓的方法,仿真信号以及实际齿轮故障振动信号分析表明该方法分解过程的迭代次数和时间消耗都较少,而且最终分解结果的误差也较小,能准确地从故障信号当中分离出代表故障特征的振动成分,最终实现对齿轮故障的准确诊断。

## 参考文献 (References)

- [1] Zheng H, Li Z, Chen X. Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing* [J]. 2002, 16(2-3): 447-457.
- [2] 余南华, 李传健, 杨军, 等. 基于小波包时间熵的配电网运行状态特征提取方法[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(9): 64-70. YU NanHua, LI ChuanJian, YANG Jun, et al. Operating state feature extraction based on wavelet-packet time entropy for distribution network [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2014, 34(9): 64-70 (In Chinese).
- [3] 王录雁, 王强, 张梅军, 等. 基于 EMD 的滚动轴承故障灰色诊断方法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(3): 197-202. WANG LuYan, WANG Qiang, ZHENG MeiJun, et al. Grey fault diagnosis method for rolling bearings based on EMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(3): 197-202 (In Chinese).
- [4] 程军圣, 张亢, 杨宇, 等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(5): 13-17. CHENG JunSheng, ZHANG Kang, YANG Yu, et al. Comparison between the methods of local mean decomposition and empirical mode decomposition [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2009, 28(5): 13-17 (In Chinese).
- [5] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [6] 徐斌, 徐德城, 朱卫平. 希尔伯特-黄变换方法的改进[J]. 西北工业大学学报, 2011, 29(2): 268-272.

- XU Bin , XU DeCheng , ZHU WeiPing. Improving Hilbert-Huang transform ( HHT) method [J]. Journal of Northwestern Poly Technical University. 2011 29( 2) : 268-272( In Chinese) .
- [ 7 ] 王红军 ,付 瑶. 基于多项式拟合的 EMD 端点效应处理方法研究[J]. 机械设计与制造 2010 2( 10) : 197-199.
- WANG HongJun , FU Yao. Study of polynomial fitting technique for EMD end effect [J]. Machinery Design & Manufacture , 2010 , 2 ( 10) : 197-199( In Chinese) .
- [ 8 ] 孟 宗 ,顾海燕 ,李姗姗. 基于神经网络集成的 B 样条经验模态分解端点效应抑制方法[J]. 机械工程学报 2013 49( 9) : 106-112.
- MENG Zong , GU HaiYan , LI ShanShan. Restraining method for end effect of B-spline empirical mode decomposition based on neural network ensemble [J]. Journal of Mechanical Engineering , 2013 , 49( 9) : 106-112( In Chinese) .
- [ 9 ] 黎洪生 ,吴小娟 ,葛 源. EMD 信号分析方法端点问题的处理[J]. 电力自动化设备 2005 25( 9) : 47-49.
- LI HongSheng , WU XiaoJuan , GE Yuan. Dealing with end issue of EMD method [J]. Electric Power Automation Equipment , 2005 , 25 ( 9) : 47-49( In Chinese) .
- [10] 朱 兵 ,潘宏侠. 齿轮故障信号的线性插值局域均值分解方法[J]. 自动化仪表 2010 3( 7) : 12-15.
- ZHU Bing , PAN HongXia. Linear interpolation local mean decomposition method for gear fault signal [J]. Process Automation Instrumentation , 2010 , 6( 7) : 12-15( In Chinese) .