

# 机车故障诊断的局域均值分解解调方法

陈保家, 何正嘉, 陈雪峰, 訾艳阳

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

**摘要:** 为了有效地识别机车走行部的早期故障, 提高我国重载机车的运输能力, 提出了一种针对机车故障振动信号的局域均值分解(LMD)解调诊断方法. LMD 能够将多分量的调制信号自适应地分解成一系列乘积函数分量, 分解与解调过程可同步完成. 与 Hilbert-Huang 变换相比, LMD 方法不需要通过 Hilbert 变换求解瞬时频率, 从而避免了 Hilbert 变换加窗效应所带来的解调误差. 由于不受 Bedrosian 和 Nuttall 定理的限制, 不会出现负频率现象, 通过滑动平均方法得到信号的局域均值和包络, 因此不存在过包络、欠包络和断点效应. 通过对实际机车走行部轴承和齿轮振动信号的分析, 成功地提取了故障特征, 与经验模式分解进行比较的结果说明, 采用 LMD 方法提取尽可能多的有意义的调制分量, 不仅避免了 Hilbert 变换加窗效应所带来的解调误差, 而且更适合于多分量调制信号的处理.

**关键词:** 调制信号; 局域均值分解; 机车故障诊断

**中图分类号:** TH165 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)05-0040-05

## Locomotive Fault Diagnosis Based on Local Mean Decomposition Demodulating Approach

CHEN Baojia, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, ZI Yanyang

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

**Abstract:** The identification of the locomotive bogies incipient faults is of great meaning to increase the heavy freight locomotive transport capacity and prevent severe accidents. According to the vibration signals of locomotive, a fault diagnosis method based on local mean decomposition (LMD) demodulating approach is proposed, which decomposes the signals adaptively into a set of product functions. Decomposition and demodulation are implemented together during the process. Compared with Hilbert Huang transform, LMD method calculates instantaneous frequency bypassing the Hilbert transform and involves no demodulation error of windowing effect. Breaking down the limitations of Bedrosian theorem and Nuttall theorem, the negative frequency does not exist. For the reason that the local mean and envelope are obtained by using sliding averaging, there are no phenomena about over enveloping, under enveloping and breakpoint effect. The method has been successfully applied in fault diagnosis to rolling bearing and gear of locomotive bogies. Compared with the results of EMD, it shows that LMD decomposes signals into demodulation components as much as possible and gets very suitable for processing multi-components vibration signals.

**Keywords:** modulation signal; local mean decomposition; locomotive fault diagnosis

目前, 常用的解调方法包括 Hilbert 解调、能量 算子解调、共振解调、广义检波滤波解调<sup>[1-3]</sup>, 但是这

些解调方法只适用于单分量的调制信号. 对多分量调制信号进行解调的关键在于找到一种有效的信号分解方法, 将多分量的调制信号分解为若干个单分量调制信号之和. 目前, 常用的多分量分解方法主要有小波变换<sup>[4]</sup>和经验模式分解(EMD)<sup>[5]</sup>. 在小波变换中, 小波基的选择在理论和实际应用中都还是个难点, 而且小波基对信号的局部没有自适应性. Hilbert-Huang 变换(HHT)需要先利用 EMD 方法将复杂的多分量信号自适应地分解为若干个本征模式分量(IMF), 采用 Hilbert 变换求出每个 IMF 在任何时刻的瞬时频率(IF)和瞬时幅值(IA), 从而实现复杂信号的解调. 若使一个 IMF 通过 Hilbert 变换求得的 IF 具有物理意义, 除了满足 IMF 的定义条件外, 同时还应满足 Bedrosian 定理和 Nuttall 定理<sup>[6]</sup>.

局域均值分解(LMD)是由 Smith<sup>[7]</sup>于 2005 年提出的一种新的自适应时频分析方法, 通过 LMD 可将复杂的多分量信号直接分解为若干个乘积函数(PF)的线性组合, 其中每一个 PF 由一个包络信号和一个等幅调频信号相乘得到. 包络信号即该 PF 的瞬时幅值, 包含信号调幅信息, 等幅调频信号展开相位的导数即 PF 的 IF, 包含信号调频信息. 与 HHT 相比, LMD 不需要通过 Hilbert 变换求解 IF, 避免了 Hilbert 变换加窗效应所带来的解调误差. 由于不受 Bedrosian 定理和 Nuttall 定理的限制, 因此不会出现负频率现象. 王衍学、程军圣等<sup>[8-9]</sup>分别研究了信号的相关滑动平均步长选择算法, 以及 LMD 的端点效应问题, 并应用于重催机组碰摩故障和齿轮故障诊断中. 本文重点研究了 LMD 解调方法的特征提取过程, 并与 EMD 分解结果进行了比较, 将 LMD 应用到某型电力机车走行部滚动轴承和齿轮箱机械振动信号的诊断实例中, 成功地提取出了故障特征.

## 1 局域均值分解原理

LMD 分解的结果是得到一系列的 PF 分量, 其具体的分解步骤如下.

**步骤 1** 确定原始信号  $x(t)$  所有的局部极值  $n_i$ , 由  $n_i$  分别求出相邻极值点间的局域均值  $m_i$  和局域包络  $a_i$ , 其计算式如下

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

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

**步骤 2** 对  $m_i$  和  $a_i$  进行滑动平均, 得到平滑的局域均值曲线  $m_{11}(t)$  和局域包络曲线  $a_{11}(t)$ .

**步骤 3** 将  $m_{11}(t)$  从原始信号  $x(t)$  中分离出来, 并除以  $a_{11}(t)$ , 得到调频信号

$$s_{11}(t) = (x(t) - m_{11}(t))/a_{11}(t) \quad (3)$$

**步骤 4** 判断  $s_{11}(t)$  是否为等幅调频信号, 即它的包络函数  $a_{12}(t)$  是否满足条件  $a_{12}(t) = 1$ , 如果不满足, 则将  $s_{11}(t)$  作为新信号重复步骤 1~3.

**步骤 5** 将上述迭代过程中产生的所有局域包络函数相乘便可以得到第 1 个 PF 的包络信号, 即

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (4)$$

可由等幅调频信号  $s_{1n}(t)$  求得瞬时频率

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt} \quad (5)$$

将  $a_1(t)$  和  $s_{1n}(t)$  相乘便可得到原始信号的第 1 个 PF 分量

$$P_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (6)$$

**步骤 6** 将  $P_1$  从  $x(t)$  中分离出来, 得到一个新的信号  $u_1(t)$ , 对  $u_1(t)$  重复以上步骤, 循环  $k$  次, 直到  $u_k(t)$  为常数或单调函数为止. 将  $x(t)$  分解为  $k$  个 PF 分量和 1 个单调函数  $u_k$  之和, 即

$$x(t) = \sum_{m=1}^k P_m(t) + u_k(t) \quad (7)$$

式中:  $P_m$  表示第  $m$  个 PF 分量,  $m=1, 2, \dots, k$ .

在利用式(5)求 IF 时, 式(5)可变形为

$$f_1(t) = \frac{-1}{2\pi(1 - s_{1n}^2(t))^{1/2}} s'_{1n}(t) \quad (8)$$

当  $s_{1n}(t) = \pm 1$  时, 式(8)分母为 0, 因此在极值点处,  $s'_{1n}(t)$  与 0 之间的偏差将会被放大, 即极值点处的 IF 将会存在突变和毛刺现象. 处理方法有 2 种: ①对所得的瞬时相位做平滑处理后, 再进行求导; ②对求导后的 IF 做平滑处理. 本文选择的是第①种处理方法, 先去除极值点处的相位, 以相邻点的平均值代替, 再对得到的瞬时相位曲线用 Savitzky-Golay 滤子<sup>[10]</sup>进行拟合, 最后求导.

## 2 LMD 特征提取方法

对于一个给定的多分量调制信号, 利用 LMD 方法进行特征提取的过程如图 1 所示. 通过 LMD, 原始信号被分解成一组单分量 PF 函数, 并分别对 PF 分量的 IA 和 IF 信号进行傅里叶变换, 可分别得到信号的调幅特征和调频特征, IF 由等幅调频信号展开相位的导数得到. 将 IA 和 IF 同时显示, 即可得到信号的时频分布图. 参照 EMD 方法, 也可相应地求出 LMD 分解信号的边际谱和能量熵, 从而实现设备的状态识别, 指导生产维修决策.

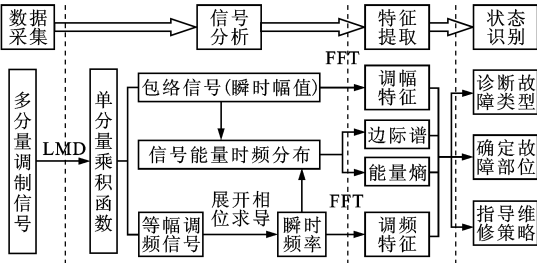


图 1 基于 LMD 的信号特征提取过程

为了说明方法的有效性,下面给出一个仿真实例进行验证

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) = [1 + 0.5\cos(2\pi 7t)] \cdot \cos(2\pi 100t + 1.5\sin 2\pi 9t) + 0.5\sin(2\pi 30t) \quad t \in [0, 1] \quad (9)$$

式中: $x_1(t)$ 为调频-调幅信号; $x_2(t)$ 为正弦信号.通过 LMD 分解,可得到 5 个 PF 分量  $P_1 \sim P_5$ ,结果如图 2 所示.与  $P_1$  和  $P_2$  相比, $P_3$ 、 $P_4$  和  $P_5$  的幅值非常小,对比信号的波形特征并结合 LMD 分解特点,可以判断  $P_1$  和  $P_2$  分别对应于信号  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$ ,其他 PF 分量由分解误差产生,因此只对  $P_1$  和  $P_2$  进行分析.

如图 3 所示,图 3a 和图 3c 对应于  $P_1$  的 IF 和 IA.分别对其进行 FFT 变换,可分别求得信号的调频特征和调幅特征,如图 3b 和图 3d 所示,调制频率为 9 Hz 和 7 Hz,与原信号一致.与  $P_1$  不同, $P_2$  的瞬时幅值为 0.5 V,瞬时频率为 30 Hz,这说明在  $x_2(t)$  中不存在调制现象.综合  $P_1$  和  $P_2$  的 IF 和 IA,还可做出仿真信号的时频图,求出信号的边际谱、能量熵等信息.

仿真信号的 EMD 结果如图 4 所示,与 LMD 不同,EMD 方法分解后得到一组 IMF 分量  $F_{m1} \sim F_{m6}$  和余项  $U_6$ ,每一个 IMF 需要满足特定的 2 个条件:①过零点与极值点个数相等或最多相差 1 个;②对称的包络.换言之,EMD 分解并不一定得到有意义的调制成分,而 LMD 分解本质上是提取尽可能多的调制信息.图 4 中的分量个数比图 2 的多,特别是当信号长度较大时,这种现象更加明显.因此,相比 EMD,LMD 更适合于分析含有调幅、调频等调制成分的旋转机械振动信号.

### 3 LMD 机械故障诊断实例

#### 3.1 LMD 在机车滚动轴承故障诊断中的应用

当机车滚动轴承发生故障时,不但引起高频冲击振动,而且高频振动的幅值还受到脉动激发力的调制.为了提取滚动轴承故障振动信号的特征,需要

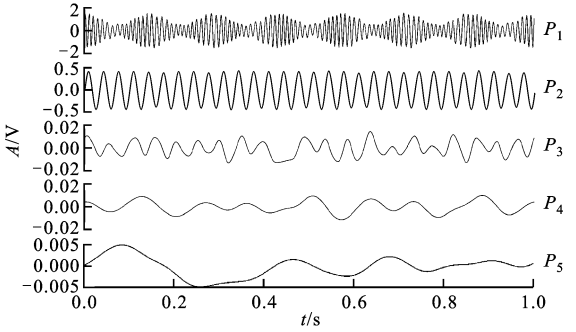
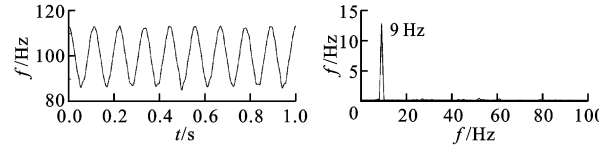
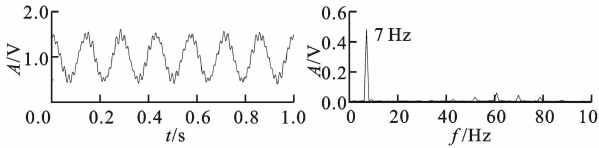


图 2 仿真信号的 LMD 结果



(a) 瞬时频率 (b) 调频特征



(c) 瞬时幅值 (d) 调幅特征

图 3  $P_1$  的调幅、调频特征

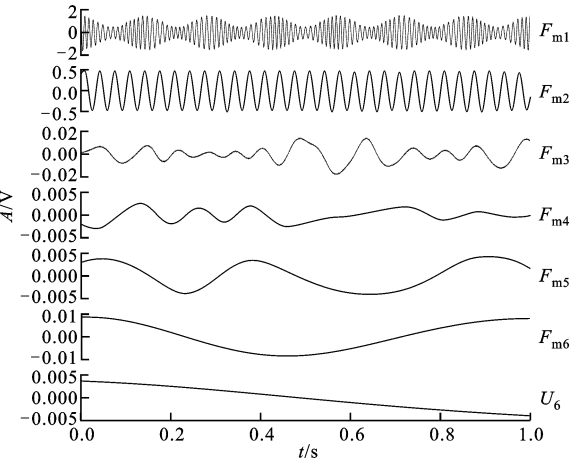
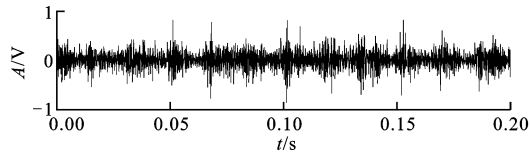


图 4 仿真信号的 EMD 结果

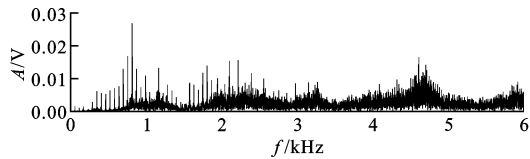
对振动信号进行解调.图 5 是一个外圈有轻微损伤的 552732QT 型机车用滚动轴承的振动加速度信号,采用顶轮法测得.这是一种不解体的现场测试方法,利用移动式顶轮装置,将机车一侧轮对顶起,通过拾取轮对转动时的振动信号,来判断轮对运行是否正常.在实际测试中,振动加速度传感器安装于轴箱上位,采用 Sony EX 数据采集系统来获取信号,采样频率为 12.8 kHz,轴的转速为 481 r/min,转频  $f_r$  为 8.02 Hz,外圈故障特征频率  $f_o$  为 57.9 Hz.从图 5 中可以看到,信号的时域波形和频率成分都

非常复杂,表征外圈轻微故障的特征信息已被完全淹没在振动信号中。

利用 LMD 对振动加速度信号进行分解,得到  $P_1 \sim P_6$ ,其中  $P_2$  含有明显的周期性冲击成分,对其 IA 进行频谱分析,从图 6 的频谱上可以清楚地观察到轴承的外圈故障特征频率及其 2 倍频和 3 倍频成分,且与实际故障类型相符。



(a)时域图



(b)频谱图

图 5 机车滚动轴承的振动加速度信号

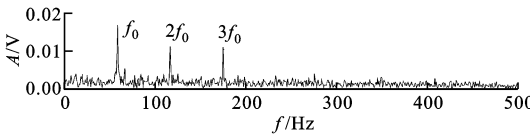


图 6  $P_2$  的瞬时幅值频谱图

利用 EMD 对滚动轴承振动信号进行分析,与文中第 2 节的分析结果一致,EMD 共得到了 11 个 IMF,明显比 LMD 的个数多.图 7 分别为前 3 个 IMF 分量  $F_{m1} \sim F_{m3}$  的 Hilbert 谱,外圈故障特征频率在这 3 个分量中体现得最为明显.对比图 6,  $F_{m1}$  的 Hilbert 谱中除  $f_0$  及其倍频外,还存在明显的转频,而  $F_{m2}$  和  $F_{m3}$  的 Hilbert 谱中  $f_0$  及其 3 倍频很明显,但是 2 倍频却很小,噪声幅值也较大,因此没有图 6 的故障识别效果好。

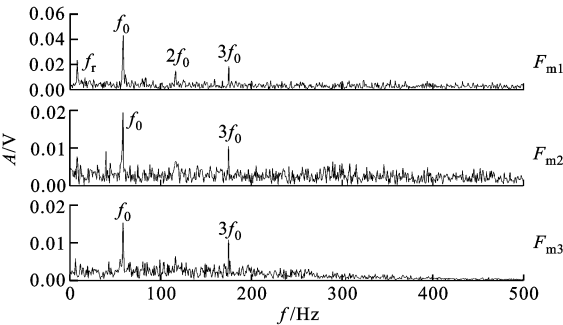
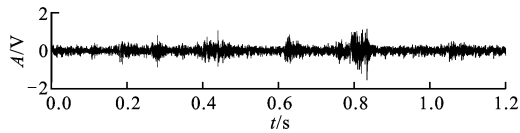


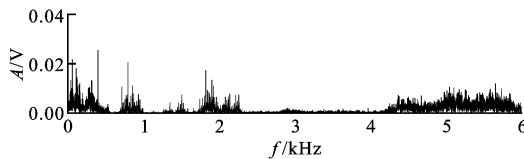
图 7  $F_{m1} \sim F_{m3}$  的 Hilbert 谱

### 3.2 LMD 在机车齿轮故障诊断中的应用

某机车走行部齿轮箱为一级斜齿齿轮减速箱,大齿齿数为 87,小齿齿数为 20,传动比为 4.35.机车在运行过程中走行部齿轮箱的振动增大,为查明原因,利用振动加速度传感器跟车采集齿轮箱的振动信号,数据采集设备与轴承测试时的相同.机车的速度为 64.5 km/h,车轮直径为 1.25 m,大齿轮的转频为 4.56 Hz,小齿轮的转频为 19.84 Hz,齿轮啮合频率为 396.72 Hz,采样频率为 12.8 kHz.图 8 为齿轮振动加速度信号的时域图和频谱图,由于齿轮箱振动信号中包含的频率成分非常复杂,因此从频谱图中找不出明显的故障特征频率成分。



(a)时域图



(b)频谱图

图 8 齿轮振动的加速度信号

利用 LMD 对振动加速度信号进行分解,发现在  $P_3$  中存在明显的周期性冲击.对  $P_3$  的 IA 进行频谱分析,如图 9 所示.从谱图上可以明显地观察到大齿轮的转频,这说明齿轮箱的大齿轮存在局部疲劳剥落或齿根裂纹等局部故障.图 10 为信号 EMD 的  $F_{m5}$  的 Hilbert 谱,图中可看到  $f_r$ ,但与图 9 相比,信噪比要小得多.在之后的检修中,发现机车走行部齿轮箱大齿齿根部位存在早期裂纹故障,这与上述分析结果相符。

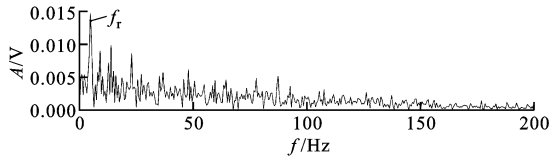


图 9  $P_3$  的 IA 频谱图

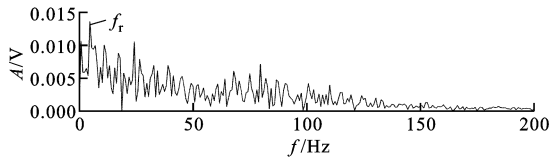


图 10  $F_{m5}$  的 Hilbert 谱

## 4 结 论

本文介绍的LMD分析方法是一种新的自适应时频分析方法,适合于非平稳非线性信号的处理,其最大优点是可将瞬时幅值和瞬时频率的计算分开,从而避免了二者之间的混频现象;没有 Hilbert 变换加窗效应所带来的解调误差,也不会出现难以解释物理意义的负频率现象;信号的局域均值和包络通过滑动平均方法得到,不存在过包络、欠包络和断点效应,非常适合调制型信号的解调和分析.通过对仿真信号的分析和对机车走行部实际滚动轴承和齿轮故障特征的成功提取,证明了该方法的有效性和工程实用价值.

作为一种新的方法,LMD还有许多理论问题需要研究和完善,例如边界效应、极值点处瞬时频率的失真现象,以及局域均值求解速度过慢等,但是随着这些问题的深入研究,LMD方法的应用将会越来越广泛.

### 参考文献:

- [1] QIN Y, QIN S, MAO Y. Research on iterated Hilbert transform and its application in mechanical fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(8):1967-1980.
- [2] CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. The application of energy operator demodulation approach based on EMD in machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2):668-677.
- [3] WANG Wenyi. Early detection of gear tooth cracking using the resonance demodulation technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(5): 887-903.
- [4] OLHEDE S, WALDEN A T. The Hilbert spectrum via wavelet projections [J]. Proc R Soc Lond: A, 2004, 460: 955-975.
- [5] HUANG N E, SHEN Z. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and

nonstationary time series analysis [J]. Proc R Soc Lond A, 1998,454: 903-995.

- [6] HUANG N E, WU Z, LONG S R, et al. On instantaneous frequency [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(2): 177-229.
- [7] SMIT H J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. J R Soc Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [8] WANG Yanxue, HE Zhengjia, ZI Yanyang. A demodulation method based on local mean decomposition and its application in rub-impact fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(2): 1-10.
- [9] 程军圣,杨宇,于德介. 局部均值分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用 [J]. 振动工程学报, 2009, 22(1): 76-84.
- CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie. The local mean decomposition method and its application to gear fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(1): 76-84.
- [10] GANDER W, HIREBICEK J. Solving problems in scientific computing using maple and matlab [M]. Berlin:Springer, 1997:133-137.

### [本刊相关文献链接]

滚动轴承故障诊断的多小波谱峭度方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(3): 77-81.

一种自适应局部线性嵌入与谱聚类融合的故障诊断方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(1): 77-82.

粒计算及其在机械故障智能诊断中的应用. 西安交通大学学报, 2009, 43(9): 37-41.

具有模糊隶属度的模糊支持向量机算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 40-43.

自适应移频变尺度随机共振在故障诊断中的应用. 西安交通大学学报, 2009, 43(7): 69-73.

(编辑 管咏梅)