

基于RO-SBM的Hilbert-Huang变换端点效应抑制方法*

方 琨, 王 渝, 马利兵, 王向周

(北京理工大学自动化学院 北京, 100081)

摘要 针对Hilbert-Huang变换方法中由于信号经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称EMD)过程中所存在的端点效应问题,分析了现有数据延拓方式的利弊,并在基于斜率(slope based method, 简称SBM)方法以及改进方法(improved slope based method, 简称ISBM)的基础上提出了一种全新的基于斜率再优化(re-optimization slope based method, 简称RO-SBM)方法用于信号序列的极值点延拓,然后对延拓后的数据进行EMD分解,得到相应的本征模函数(intrinsic mode function, 简称IMF)分量。数值仿真结果表明,采用基于RO-SBM方法进行数据延拓,相比镜像延拓以及ISBM方法,可以更有效地抑制EMD中的端点效应问题,提升HHT方法的信号分析性能。通过基于RO-SBM方法进行数据延拓的HHT方法准确分离出了某转子系统的局部碰摩径向振动信号中所包含的故障特征分量,并将此方法成功应用于旋转机械故障诊断领域。

关键词 旋转机械; 端点效应; 经验模态分解; Hilbert-Huang变换; RO-SBM; 故障诊断

中图分类号 TP206+.3; TH113.1

引 言

Hilbert-Huang变换方法是一种针对非平稳、非线性信号的时频分析方法^[1],它采用EMD方法将信号分解成为一系列具有不同特征尺度的信号子序列,并定义其为IMF,然后通过Hilbert变换求取每一个IMF分量的瞬时频率和瞬时幅值,从而得到信号的Hilbert谱。Hilbert谱表示信号完整的时间-频率分布,由此得到的谱图能够准确反映出信号的特性。由于Hilbert-Huang变换方法是依据信号本身进行分析,具有非常好的自适应性,可有效提取信号所具有的本质成分,从而分析出信号的根本特征,因此得到了极大的发展,并被广泛应用于生物医学^[2]、海洋气象学^[3]、电力电子^[4]、金融学^[5]等诸多领域。

HHT分析的核心是EMD分解方法。只有对经过EMD分解后的IMF分量进行Hilbert变换,得到的瞬时频率才具有实际的物理意义。每一个IMF都需要多次筛选过程来实现,这就带来了端点污染问题。针对此问题,许多学者提出了各种端点效应抑制的数据延拓方法,如镜像延拓^[1]、信号周期延拓^[6]、支持向量回归^[7]、正交多项式^[8]、利用RBF神经网络^[9]等等,取得了一定程度的抑制端点效应的效果。

采用SBM方法^[10]来进行有限信号序列的极值点延拓,充分考虑了信号端点部分的波动情况,其延拓准则基本符合信号的波动趋势,在抑制端点效应方面与其他延拓方法相比,其分解误差、运算效率等都具备一定的优势。笔者在采用SBM方法对分析数据的极值进行数据延拓的基础上,针对延拓点可能出现的某类“不合理”情况,添加了新的判据,并进行了推导,提出了一种新的数据延拓方法RO-SBM。数值仿真结果表明,该方法可以成功地弥补SBM方法所存在的缺陷。将这种改进后的RO-SBM方法应用于转子系统局部碰摩故障诊断,诊断结果验证了该方法的有效性。

1 基于SBM及其改进的数据延拓方法

1.1 SBM和ISBM方法的描述

SBM方法是一种基于信号端点附近的信号波动延伸的数据延拓方式,它通过分析信号端点附近的极值之间的连线斜率来获取被分析的有限信号序列左、右两端的延拓极值点,可以有效解决EMD中的端点效应问题。

* 收稿日期:2011-07-16;修改稿收到日期:2011-09-13

假设被分析信号序列 $\{(t(n), x(n)) | n=1, 2, \dots, N\}$, 其极大值信号序列为 $\{(t_{\max}(i), x_{\max}(i)) | i=1, 2, \dots, N_{\max}\}$, 其极小值信号序列为 $\{(t_{\min}(i), x_{\min}(i)) | i=1, 2, \dots, N_{\min}\}$, 并假设信号序列的起始极值点为 1 个极大值点, 信号序列的最末端的极值点为极小值点, 则 SBM 方法计算步骤如下。

1) 获得起始端点后相邻极值连线的两个斜率值以及相邻的极大(小)值距离长度为

$$\begin{cases} s_1 = \frac{x_{\max}(2) - x_{\min}(1)}{t_{\max}(2) - t_{\min}(1)} \\ s_2 = \frac{x_{\min}(1) - x_{\max}(1)}{t_{\min}(1) - t_{\max}(1)} \\ \Delta_{\max 1} = t_{\max}(2) - t_{\max}(1) \\ \Delta_{\min 1} = t_{\min}(2) - t_{\min}(1) \end{cases} \quad (1)$$

2) 求取起始延拓的极值点横坐标为

$$\begin{cases} t_{\max}(0) = t_{\max}(1) - \Delta_{\max 1} \\ t_{\min}(0) = t_{\min}(1) - \Delta_{\min 1} \end{cases} \quad (2)$$

3) 求取起始延拓的极值点值为

$$\begin{cases} x_{\min}(0) = x_{\max}(1) - s_1(t_{\max}(1) - t_{\min}(0)) \\ x_{\max}(0) = x_{\min}(0) - s_2(t_{\min}(0) - t_{\max}(0)) \end{cases} \quad (3)$$

4) 与被分析信号起始端类似, 获得信号序列终止端点前的相邻极值连线的斜率以及相邻的极大(小)值间距为

$$\begin{cases} s_3 = \frac{x_{\min}(N_{\min} - 1) - x_{\max}(N_{\max})}{t_{\min}(N_{\min} - 1) - t_{\max}(N_{\max})} \\ s_4 = \frac{x_{\max}(N_{\max}) - x_{\min}(N_{\min})}{t_{\max}(N_{\max}) - t_{\min}(N_{\min})} \\ \Delta_{\max(N_{\max}-1)} = t_{\max}(N_{\max}) - t_{\max}(N_{\max} - 1) \\ \Delta_{\min(N_{\min}-1)} = t_{\min}(N_{\min}) - t_{\min}(N_{\min} - 1) \end{cases} \quad (4)$$

5) 求取信号末端延拓的极值点横坐标为

$$\begin{cases} t_{\min}(N_{\min} + 1) = t_{\min}(N_{\min}) + \Delta_{\min(N_{\min}-1)} \\ t_{\max}(N_{\max} + 1) = t_{\max}(N_{\max}) + \Delta_{\max(N_{\max}-1)} \end{cases} \quad (5)$$

6) 求取信号末端延拓的极值点值为

$$\begin{cases} x_{\max}(N_{\max} + 1) = x_{\min}(N_{\min}) + s_3(t_{\max}(N_{\max} + 1) - t_{\min}(N_{\min})) \\ x_{\min}(N_{\min} + 1) = x_{\max}(N_{\max} + 1) + s_4(t_{\min}(N_{\min} + 1) - t_{\max}(N_{\max} + 1)) \end{cases} \quad (6)$$

文献[11]等对原始的 SBM 方法进行了改进: 在通过 SBM 方法获得延拓极值点后, 将其与被分析信号序列原始端点加以比较, 通过比较延拓所获得极值点与信号序列边缘端点的大小, 来决定是否采用信号原始端点来替换 SBM 方法所获得极值点。采用这样的优化步骤, 由于考虑到了信号的边际特性, 相比 SBM 方法, 可以更好地抑制端点效应, 并将其命名为基于 SBM 的改进方法(improved slope based

method, 简称 ISBM)^[11]。

1.2 RO-SBM 方法

虽然采用 SBM 及其基于端点位置的改进方法 ISBM 在对信号极值序列进行延拓时, 可以起到很好的抑制端点效应的效果, 但是由于极值点区间大小的不确定性, 在采用 ISBM 方法对数据序列进行延拓时, 可能会导致如下情况的出现。

以左端延拓为例, 当信号的首极值点为极大值(满足 $t_{\max}(1) < t_{\min}(1)$)时, 如果存在 $2t_{\max}(1) - t_{\max}(2) > 2t_{\min}(1) - t_{\min}(2)$, 则会导致 $t_{\max}(1) - \Delta_{\max 1} > t_{\min}(1) - \Delta_{\min 1}$, 即如果对数据进行延拓后, 所产生的数据序列会出现 $t_{\min}(1) > t_{\max}(1) > t_{\max}(0) > t_{\min}(0)$, 相当于在两个相邻极小值之间存在连续的两个极大值的不合理情况。

可以证明, 当 $t_{\max}(0) > t_{\min}(0)$ 时, 必然导致 $x_{\min}(0) > x_{\max}(0)$, 具体推导如下。

根据

$$\begin{cases} s_2 = \frac{x_{\min}(1) - x_{\max}(1)}{t_{\min}(1) - t_{\max}(1)} < 0 \\ t_{\max}(0) > t_{\min}(0) \Rightarrow t_{\min}(0) - t_{\max}(0) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

可得 $s_2(t_{\min}(0) - t_{\max}(0)) > 0$ 。根据 SBM 延拓式(3), 得 $x_{\max}(0) - x_{\min}(0) = -s_2(t_{\min}(0) - t_{\max}(0)) < 0$, 即 $x_{\min}(0) > x_{\max}(0)$ 。

在这种情况下, 延拓所获得的极大值点的信号幅值要小于极小值点, 即采用 SBM 方法进行延拓所获得的极大值已经成为延拓数据的极小值点, 所获得的极小值已经成为延拓数据的极大值点, 仍可以满足延拓数据大小极值点是渐次分布的合理状况。

当被分析首端点为极小值以及对分析信号的极值序列进行末端延拓的时候, 也有可能产生与上述类似的情况。

基于以上分析, 笔者对 SBM 方法以及 ISBM 方法进行了如下改进: 在采用 SBM 方法对数据的极值点序列向左进行延拓时, 在第 3 步获取信号所求取的向左延拓极大值点和极小值点后, 对延拓点的横轴大小进行比较判断, 当存在 $t_{\min}(1) > t_{\max}(1) > t_{\max}(0) > t_{\min}(0)$ (首极值点为极大值), 或者 $t_{\max}(1) > t_{\min}(1) > t_{\min}(0) > t_{\max}(0)$ (首极值点为极小值) 的情况时, 将延拓所得的极大值和极小值进行互换

$$x_{\max}(0) \rightleftharpoons x_{\min}(0), \quad t_{\max}(0) \rightleftharpoons t_{\min}(0) \quad (8)$$

将互换后的极大、极小值点 $(t'_{\max}(0), x'_{\max}(0))$, $(x'_{\min}(0), t'_{\min}(0))$ 作为向左延拓后所获得新的极大、极小值点。

为了防止延拓所得的极值点与端点附近极值的

偏差过大,需要将延拓所得的极值点和分析信号左端点进行比较,并针对以下可能出现的几种情况做出相应的极值点改进。

1) 当 $x'_{\max}(0) > x'_{\min}(0) > x(1)$ 时,令左端点为延拓所得的新极大值点,即

$$\begin{cases} t_{\max}(0) = t(1) \\ x_{\max}(0) = x(1) \end{cases} \quad (9)$$

延拓的极大值点则变为

$$\begin{cases} t_{\min}(0) = t_{\min}(1) - \Delta_{\min 1} \\ x_{\min}(0) = x_{\max}(0) - \frac{x_{\max}(1) - x_{\min}(1)}{t_{\max}(1) - t_{\min}(1)} \times (t_{\max}(0) - t_{\min}(0)) \end{cases} \quad (10)$$

2) 当 $x'_{\min}(0) < x'_{\max}(0) < x(1)$ 时,令左端点为延拓所得的新极大值点,即

$$\begin{cases} t_{\min}(0) = t(1) \\ x_{\min}(0) = x(1) \end{cases} \quad (11)$$

延拓的极大值点则变为

$$\begin{cases} t_{\max}(0) = t_{\max}(1) - \Delta_{\max 1} \\ x_{\max}(0) = x_{\min}(0) - \frac{x_{\min}(1) - x_{\max}(1)}{t_{\min}(1) - t_{\max}(1)} \times (t_{\min}(0) - t_{\max}(0)) \end{cases} \quad (12)$$

此时,令左端点为延拓所得的新极小值点,即右端延拓与之类似。当存在 $t_{\min}(N_{\min} + 1) > t_{\max}(N_{\max} + 1) > t_{\min}(N_{\min})$ (末端点为极大值点),或者 $t_{\max}(N_{\max} + 1) > t_{\min}(N_{\min} + 1) > t_{\min}(N_{\min}) > t_{\max}(N_{\max})$ (末端点为极小值点)的情况时,同样将延拓所得的极大值和极小值进行调换

$$\begin{cases} (t_{\max}(N_{\max} + 1) \rightleftharpoons t_{\min}(N_{\min} + 1)) \\ (x_{\max}(N_{\max} + 1) \rightleftharpoons x_{\min}(N_{\min} + 1)) \end{cases} \quad (13)$$

将调换以后所生成的新的极大、极小值点 $(t'_{\max}(N_{\max} + 1), x'_{\max}(N_{\max} + 1))$, $(x'_{\min}(N_{\min} + 1), t'_{\min}(N_{\min} + 1))$ 作为向右延拓后所获得新的极大、极小值点。与左延拓类似,将延拓所得的极值点和分析信号右端点进行比较,针对与左端点类似的情况,分别做出相应改变。

定义这种新的基于SBM以及端点因素的改进方法为斜率基础方法再改进(re-optimization slope based method,简称RO-SBM)。

2 基于RO-SBM数据延拓的HHT方法的数值仿真

为了验证针对SBM的改进效果,定义多分量非平稳信号为

$$\begin{cases} x_1(t) = (g^{-0.25, 1.25} + g_{21.25, 22.75}) \sin(2\pi t) + g_{1.25, 21.25} \sin(\pi t / 2 - \pi / 8) \\ x_2(t) = 0.5 g_{-0.25, 22.75} \cos(\pi t / 5 + \pi / 4) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) \end{cases} \quad (14)$$

其中: $g_{t_1, t_2} = \begin{cases} 1 & (t \in [t_1, t_2]) \\ 0 & (t \notin [t_1, t_2]) \end{cases}$

如图1所示,信号包含 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 两个成分。

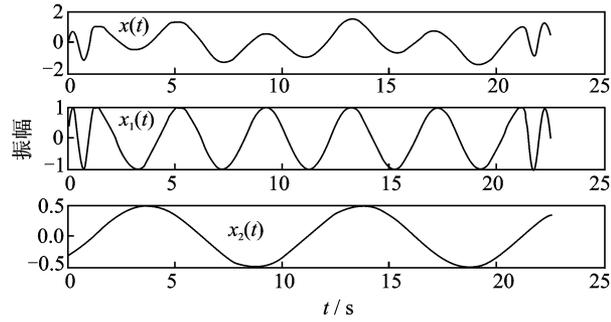


图1 多分量非平稳仿真信号

图2为分别采用RO-SBM, ISBM和MM3种数据延拓方法进行1次延拓后所获得的上、下包络曲线。由图2可知,由于SBM和ISBM方法忽略了端点极值分布情况,使其所拟合的样条包络曲线在端点产生极大的单向偏差,导致包络曲线与原数据序列“过冲”和“欠冲”的情况出现,这会使后续分解产生极大误差;而采取RO-SBM方法和MM方法构建的包络曲线则在端点附近较为平滑,所形成的包络曲线基本实现了对信号序列的上、下限控制。

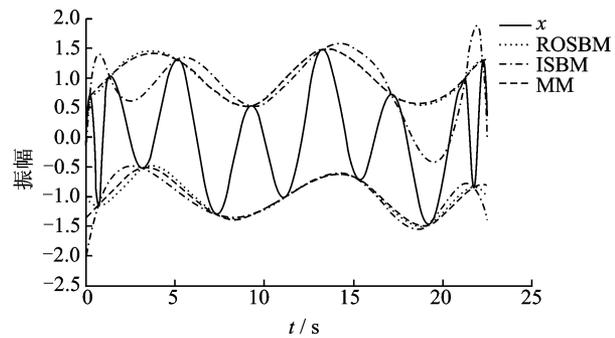


图2 仿真信号及其3种包络线

图3为分别采用RO-SBM和ISBM的数据延拓方式,对仿真信号进行EMD所得到的各个分量。

由图3可知,采用RO-SBM方法,可以较准确地将信号中所包含的各个分量相对准确地提取出来。采用ISBM方法对分析数据进行极值延拓,由于其忽略了信号端点附近极值分布的情况,导致包络曲线在端点附近产生了严重偏差;因此,其分解所获得IMF分量与对应的理想信号分量差别也较大。

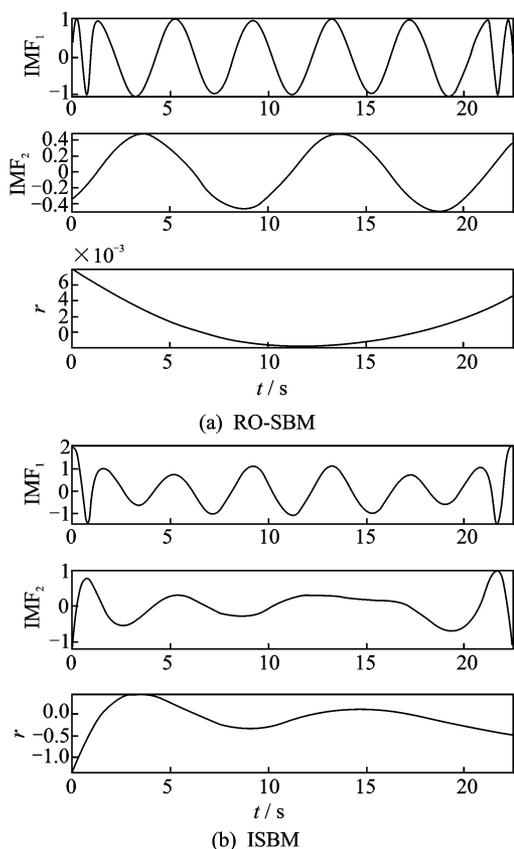


图3 不同数据延拓方式仿真信号EMD分解结果

为了定量分析几种数据延拓方法的优劣,定义了如下几个数值指标来对几种方法进行比较分析。

1) 描述信号分解完备程度的正交特性的正交指数 ort

$$ort = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left| \text{IMF}_i \text{IMF}_j / \sum_t x^2(t) \right| (i \neq j) \quad (15)$$

其中: IMF_i 和 IMF_j 分别表示 $x(t)$ 的第 i 个和第 j 个 IMF 分量; n 为 $x(t)$ 所包含的 IMF 分量总个数。

由于在理想状态下,多分量信号所包含的各个分量是完全正交的,而由于端点效应的影响,采用 EMD 分解所得到的信号各分量往往无法实现完全正交;因此,正交指数 ort 越低,表明所采用的数据延拓方法抑制端点效应的效果越好。

2) 获得每个 IMF 分量所需筛分次数 ns 。采用不同的极值延拓方式,导致在采用 EMD 方法对数据进行分解、获得 IMF 分量时,筛分次数有所不同。每获得 1 个 IMF 分量,其筛分的次数相对越小,即其方法的运行效率相对较高。

3) 通过 EMD 方法可将仿真信号分解为数个 IMF 分量,其中: IMF_1 相当于 $x_1(t)$; IMF_2 相当于

$x_2(t)$ 。可以定义相对最小均方误差评价公式为

$$\left\{ \begin{aligned} err_1 &= \frac{\sum_t (\text{IMF}_1 - x_1(t))^2}{\sum_t (x_1(t))^2} \\ err_2 &= \frac{\sum_t (\text{IMF}_2 - x_2(t))^2}{\sum_t (x_2(t))^2} \end{aligned} \right. \quad (16)$$

err_1 和 err_2 越小,表明 EMD 方法的准确度越高,即所采用的数据延拓方法对端点效应的抑制能力越强。表 1 为分别采用 RO-SBM 数据延拓和 SBM&ISBM 数据延拓方法对仿真信号分解后数据指标值比较。

表1 RO-SBM 数据延拓和 SBM&ISBM 数据延拓方法性能比较

方法	ort	ns	err ₁	err ₂
RO-SBM	0.001 8	[2,1]	0.029 4	0.062 7
SBM&ISBM	0.056 8	[5,8]	0.339 2	1.000 7

由表 1 可知,无论是在正交指数、EMD 分解次数还是各 IMF 分量相对理想对应分量的均方误差等数个指标,采用 RO-SBM 对仿真信号进行极值延拓后的 EMD 方法,均要优于 SBM 和 ISBM 方法,可以更准确、快速地获取信号的各个 IMF 分量。

3 基于 RO-SBM 数据延拓的 HHT 方法在旋转机械故障诊断中的应用

选用如图 4 所示的某单点径向碰摩情况下转子系统径向位移振动信号进行分析,系统主轴的转速为 4 400 r/min,振动信号的采样频率为 4 096 Hz,其幅值谱如图 5 所示。由图可知,其主要成分为转频 73.3 Hz 及其 3 倍频,而高频的碰摩信息则被淹没在复杂的背景信号中。

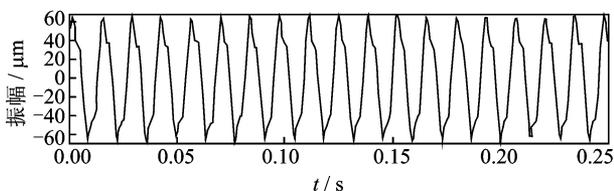


图4 转子径向位移信号

采用 EMD 方法对振动信号进行分解,可以将此复杂的径向振动信号所包含的频率分量逐层分离,从而获得高频的碰摩成分,实现对机械故障信息的获取。

图 6 为采用 RO-SBM, ISBM, MM 数据延拓方

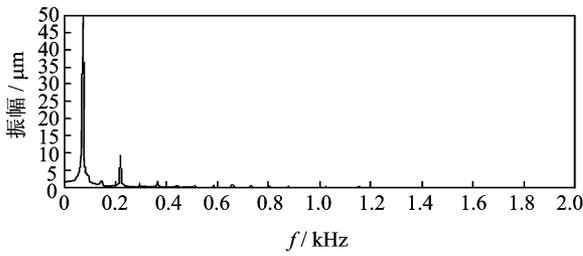
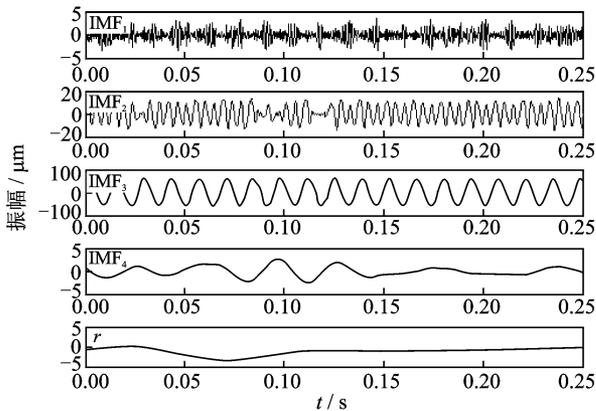
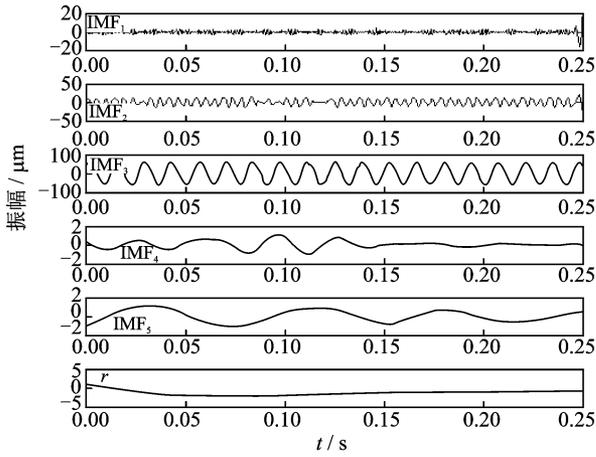


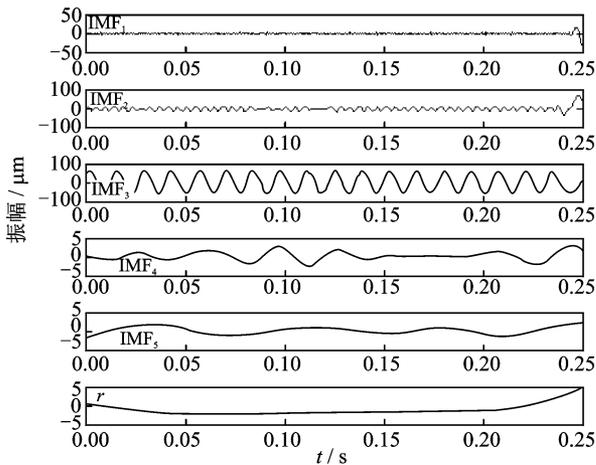
图5 转子径向位移信号幅值谱



(a) RO-SBM



(b) ISBM

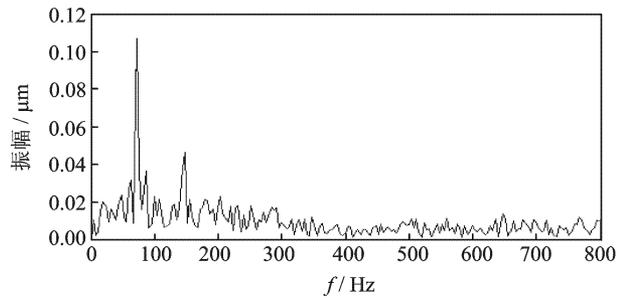


(c) MM

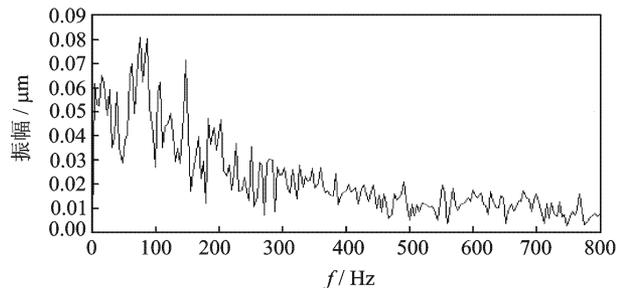
图6 径向位移信号采用不同数据延拓方式的EMD 分解结果比较

法的振动信号EMD 分解结果。由图6可知,采用ISBM 数据延拓方法,由于其端点效应抑制不理想,导致信号高频分量的端点处幅值偏差过大。采用RO-SBM 数据延拓方法,由图6(b)可知,其 IMF_1 分量具有明显的调幅特征,经过计算,调制波频率恰好为转子转频73.3 Hz,符合每转1 圈,转子和静止件碰摩擦的实际情况,而其 IMF_2 和 IMF_3 则分别表示包含了相当于转子系统转速3 倍转频和1 倍转频的背景信号分量,与幅值谱相符。同时,采用RO-SBM 的数据延拓方法所进行的EMD 分解,其获得的IMF 分量个数少于采用ISBM 的个数。

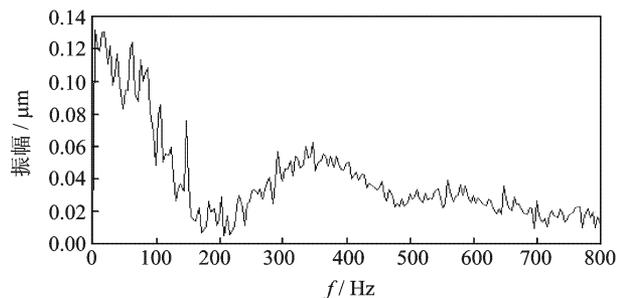
图7 为采用ROSBM, ISBM 以及MM 数据延拓方式的EMD 分解所获得的 IMF_1 分量分别求包络幅值谱。图7(a)表明,采用ROSBM 数据延拓方式的EMD 方法所获得 IMF_1 分量求取的包络幅值谱,显示高频的幅值调制频率为转速频率73 Hz,完全符合转子每转1 圈,转子和静止件碰摩1 次的实际情况;而图7(b)和(c)显示由于端点效应抑制不理想,导致



(a) 采用ROSBM的高频分量 IMF_1 包络幅值谱



(b) 采用ISBM的高频分量 IMF_1 包络幅值谱



(c) 采用MM的高频分量 IMF_1 包络幅值谱

图7 采用不同数据延拓方式所获得的高频故障包络幅值谱

采用 ISBM 以及 MM 数据延拓方式的 EMD 分解所获得的 IMF₁ 分量完全无法体现高频故障信息。将 3 种数据延拓方法数值指标列于表 2。

表 2 实际振动信号的 3 种数据延拓方法性能比较

方法	ort	ns	ni
ROSBM	0.000 17	[18,11,1,3]	5
ISBM	0.012 98	[18,11,1,6,6]	6
MM	0.000 85	[23,10,1,8,10]	6

由表 2 可知,在正交指数 ort,EMD 分解次数 ns 以及 IMF 分量个数 ni 等诸指标上,采用 ROSBM 的数据延拓方法对实际振动信号所进行的 EMD 分解结果,也略优于采用 ISBM 和 MM 的数据延拓方法。

4 结束语

采用 RO-SBM 进行数据延拓的 EMD 方法,由于通过端点附近的极值斜率差来进行极值外延,充分考虑了边界波动情况,且后续添加的极值点与端点值相比较,阻止了延拓极值点与端点波形偏差过大。该方法综合了 SBM 和 ISBM、镜像延拓、对称延拓等诸多数据延拓方式的优点,可以有效抑制 EMD 分解过程中的端点效应。通过仿真数据以及实际旋转机械故障振动信号的验证,证明其提升了 HHT 方法的性能,能准确有效地提取出复杂信号中所包含的各个分量。

参 考 文 献

- [1] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A, 1998(454):903-995.
- [2] Markgraf I O. Intrinsic time-scale decomposition: time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. Proceedings of the Royal Society A, 2007, 463:321-342.
- [3] Huang N E, Wu M L, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A, 2003(459):2317-2345.
- [4] Peng Silong, Hwang W L. Adaptive signal decomposition based on local narrow band signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7):2669-2676.
- [5] Xie Qiwei, Xuan Bo, Li Jianping, et al. EMD algorithm based on bandwidth and the application on one economic data analysis [C] // Proceedings of Eusipco 2007. Poznan, Poland; EURASIP, 2007:2419-2423.
- [6] 赵娜. HHT 经验模式分解的周期延拓方法[J]. 计算机仿真, 2008, 25(12):346-350.
Zhao Na. A periodic extension approach for HHT empirical mode decomposition[J]. Computer Simulation, 2008, 25(12):346-350. (in Chinese)
- [7] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于支持向量回归机的 Hilbert-Huang 变换端点效应问题的处理办法[J]. 机械工程学报, 2006, 42(4):23-31.
Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu. Process method for end effects of Hilbert-Huang transform based on support vector regression machines [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(4):23-31. (in Chinese)
- [8] 朱金龙, 邱晓晖. 正交多项式拟合在 EMD 算法端点问题中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2006(15):72-74.
Zhu Jinlong, Qiu Xiaohui. Dealing with the end issue of EMD based on orthogonal polynomial fitting algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2006(15):72-74. (in Chinese)
- [9] 韩建平, 钱炯, 董小军. 采用镜像延拓和 RBF 神经网络处理 EMD 中端点效应[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(4):414-417.
Han Jianping, Qian Jiong, Dong Xiaojun. Suppression of end-effect in empirical mode decomposition by mirror extension and radial basis function neural network prediction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(4):414-417. (in Chinese)
- [10] Marcus D, Torsten S. Performance and limitations of the Hilbert-Huang transformation (HHT) with an application to irregular water waves[J]. Ocean Engineering, 2004, 31:1783-1834.
- [11] Wu Fangji, Qu Liangsheng. An improved method for restraining the end effect in empirical mode decomposition and its applications to the fault diagnosis of large rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2008, 314:586-602.



第一作者简介:方琨,男,1981年11月生,博士研究生。主要研究方向为虚拟仪器技术、车辆电气系统、机械设备故障诊断、振动信号处理。曾发表《基于虚拟仪器的车辆新型供电体制研究》《自动化仪表》2010年第31卷第4期等论文。
E-mail:bearkingfang@163.com