

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107601

基于 TSHI 的 LMD 振动传感信号特征量提取方法^{*}

陈耿新¹ 刘桂雄²

(1. 揭阳职业技术学院 机电工程系 揭阳 522000; 2. 华南理工大学 机械与汽车工程学院 广州 510641)

摘要: 针对复杂、非平稳振动传感信号特征量提取的需求,研究一种基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算法 TSHI,并提出一种基于 TSHI 的 LMD 振动传感信号特征量提取方法。TSHI 将二元 Hermite 插值函数和密切三角 Shepard 基函数相结合,构建复杂、散乱振动传感信号的包络曲线插值多项式,该算法在插值过程可根据插值点与所在三角形各顶点的时间距离调整局部插值曲线,使包络估计曲线更合理。基于 TSHI 的 LMD 方法将振动传感信号分解为若干个包含时频特征尺度的乘积函数分量 PF 分量,再将各主要 PF 分量的能量组合、构成信号特征量向量。试验结果表明,TSHI 对复杂、高频率振动传感信号的包络曲线插值可避免相位差、过包络和欠包络等问题,插值结果 RMSE 小;应用基于 TSHI 的 LMD 方法的相关向量机 RVM 故障诊断模型对振动传感器各种状态的诊断正确率接近 100%。

关键词: 三角谢泼德; Hermite 插值; 局部均值分解 LMD; 振动传感信号; 特征量提取

中图分类号: TH165; TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020; 510.4010

LMD method based on TSHI for vibration sensor signal feature extraction

Chen Gengxin¹ Liu Guixiong²

(1. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Jieyang Polytechnic, Jieyang 522000, China;

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: For the feature extraction requirements of complex and non-stationary vibration sensor signal, this paper researches Hermite interpolation based on triangular Shepard (TSHI) and LMD method based on TSHI for vibration sensor signal feature extraction. TSHI combines binary Hermite interpolation functions with osculatory triangular Shepard basis functions. Then it creates the envelope curve interpolation polynomial of complex and scattered vibration sensor signal. It can adjust the local interpolation curve according to the time distance between the interpolation point and every vertex of the triangle, so that the envelope estimation curve is more suitable. The LMD method based on TSHI decomposes the vibration sensor signal into several product functions (PF) which has time-frequency characteristic scale of the signal. Then the method combines the energy of the main PFs to form the signal characteristic vector. The experimental results show that TSHI for complex and high frequency vibration sensor signal's envelope curve can avoid phase difference, over envelope and under envelope. The RMSE of the TSHI result is smaller. If relevance vector machine (RVM) fault diagnosis model applies the LMD method based on TSHI, its diagnostic accuracy of vibration sensor is close to 100%.

Keywords: triangular Shepard; Hermite interpolation; local mean decomposition; vibration sensor signal; feature extraction

0 引言

传感信号特征量提取是传感器故障诊断等模式识别的关键技术。在复杂工作环境中,振动传感器因受多分量振动源激励、振动传递路径多变、噪声干扰等因素影响,其信

号呈现强非平稳特性、多分量信号耦合、特征微弱、信噪比低等,幅值域分析法、基于傅里叶变换的频域分析法^[1]等方法难以准确、有效地实现振动传感信号特征提取。

针对振动传感信号特征量提取,国内外专家、学者开展相关技术研究。文献[2]提出利用小波互谱技术提取非平

收稿日期:2021-08-16

^{*} 基金项目:2018年度广东省普通高校青年创新人才类项目(2018GkQNCX067)、2018年度揭阳职业技术学院科学研究重点项目(2018JYCKZ02)资助

稳滚动轴承振动信号的特征,包括对振动信号进行连续小波变换和利用互相关方法增强与轴承缺陷相关的周期性特征,并通过实验验证该方法在轴承健康状态诊断的有效程度,但该方法无法自适应振动信号局部特征。文献[3]提出利用 Hilbert-Huang 变换对振动传感信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),得到多个分量信号,再对各分量信号开展 Hilbert 变换,获得原始振动信号的时频谱和特征频率,该方法能自适应提取振动光饰加工中振动信号的频率特性。文献[4]提出通过 EMD 方法获得振动信号的时频域状态矩阵,再利用奇异值分解方法分解该矩阵,得到奇异值数组,构造时频域奇异值特征矩阵,但 EMD 方法在解调中会出现模态混淆和无用负瞬时频率等,其分解分量没有实际物理意义。文献[5]提出基于轴向振动分析信号的感应电机故障诊断方法,采用基于非参数核 Fisher 的信号类时频提取特征向量,并利用粒子群算法优化特征向量大小。文献[6]于 2005 年提出信号分解新方法—局部均值分解(local mean decomposition, LMD)。针对传统 LMD 的不足,部分学者将 LMD 进行改进并应用于振动信号特征量提取^[1,7-10],但是这些改进 LMD 仍有不足,如文献[1]中基于三次 Hermite 插值的 LMD 计算的包络曲线可能出现过包络、欠包络以及无法根据数据灵活调整局部曲线形状。

本文研究基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算法(Hermite interpolation based on triangular Shepard, TSHI),提出基于 TSHI 的 LMD 振动传感信号特征量提取方法,由于 TSHI 在复杂信号包络曲线插值中能避免相位差、过包络、欠包络以及自适应信号细节等优势,该特征量提取方法能准确、有效提取复杂、非平稳振动传感信号的特征。

1 基于 Hermite 插值改进算法的 LMD 特征量提取

复杂信号是包含多种调幅调频成分的信号,振动传感信号就是此类信号。利用 LMD 可有效提取此类信号的特征量,其将信号分解为一系列可体现信号特征的调幅调频信号,这些调幅调频信号称为乘积函数分量(product function, PF)^[11]。各个乘积函数分量 $PF_i(t)$ 如式(1)所示。

$$PF_i(t) = e_i(t)s_i(t) \tag{1}$$

其中, i 表示第 i 个 PF 分量; t 表示时间; $e_i(t)$ 为包络线; $s_i(t)$ 为纯调频信号。

每个 PF 分量包含原信号某时频特征尺度,且不同 PF 分量之间互不相关。全部 PF 分量即可体现原信号的整体时频分布情况。

有效获取 PF 分量是 LMD 方法的核心。振动传感信号大多为复杂信号,采用滑动均值思路的传统 LMD^[12] 可能导致提取的信号过平滑,造成特征成分减少。为实现对复杂传感信号特征量的有效提取,本文利用改进的

Hermite 插值法优化 LMD 方法。优化的 LMD 方法流程如图 1 所示。

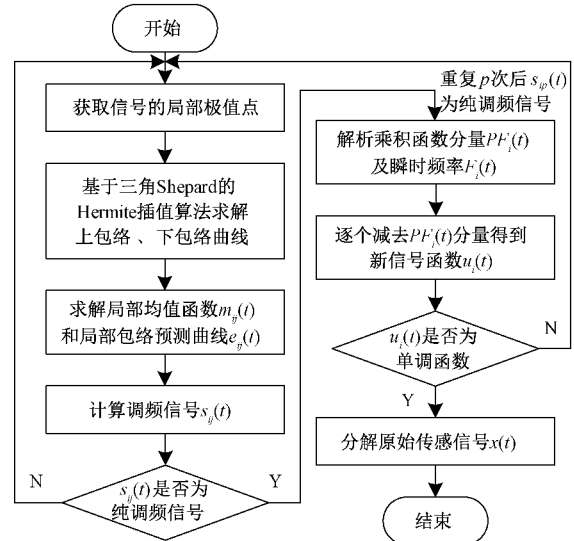


图 1 基于 TSHI 的 LMD 方法流程

1) 获取信号的局部极值点。获取信号在某小段时间 ΔT 中的所有局部极大值点、局部极小值点。这些信号包括:(1) 第 1 次获取局部极值点时的原始传感信号 $x(t)$; (2) 后续求解的调频信号 $s_{ij}(t)$, 其中 j 表示求解某 PF 分量过程第 j 次迭代计算;(3) $x(t)$ 去除 i 个 $PF_i(t)$ 分量后的新信号函数 $u_i(t)$ 。为降低端点效应影响,利用镜像延拓法对局部极值点进行端点延拓,形成新的局部极大值点序列、局部极小值点序列。

2) 求解上包络及下包络。上包络求解方法如下:假设局部极大值点序列的时刻按先后顺序依次为 $T_{up} = \{T_{up(0)}, T_{up(1)}, \dots, T_{up(k)}, T_{up(k+1)}, \dots, T_{up(n)}\}$, 对应的幅值为 $X_{up} = \{X_{up(0)}, X_{up(1)}, \dots, X_{up(k)}, X_{up(k+1)}, \dots, X_{up(n)}\}$ 。极大值点区间 $[T_{up(0)}, T_{up(n)}]$ 被分为 n 个子区间 $[T_{up(0)}, T_{up(1)}], \dots, [T_{up(k)}, T_{up(k+1)}], \dots, [T_{up(n-1)}, T_{up(n)}]$ 。本文在各子区间 $[T_{up(k)}, T_{up(k+1)}]$ 利用基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算法进行插值,该改进插值方法在下一小节详细介绍。设各子区间 $[T_{up(k)}, T_{up(k+1)}]$ 的 Hermite 插值函数为 $H_{up(k,k+1)}[f(t)]$, 其中 $f(t)$ 表示未知的、待插值的上包络曲线函数。

依次连接各段 $H_{up(k,k+1)}[f(t)]$, 作为该时间段 ΔT 的上包络 $E_{up-ij}(t)$, 其中 i, j 与前述含义相同。

利用时间段 ΔT 中传感信号的局部极小值点序列求解 ΔT 的下包络 $E_{lw-ij}(t)$, 其求解方法与上包络求解方法类似。设求解下包络过程各子区间 $[T_{lw(k')}, T_{lw(k'+1)}]$ 的 Hermite 插值函数为 $H_{lw(k',k'+1)}[f(t)]$, 此处 $f(t)$ 表示未知的、待插值的下包络曲线函数, $k'=0, 1, \dots, n'$, 而 $n'+1$ 为 ΔT 中局部极小值点数量。

3) 求解局部均值函数 $m_{ij}(t)$ 和局部包络预测曲线 $e_{ij}(t)$, 计算方法如式(2)和(3)所示。

$$m_{ij}(t) = \frac{E_{up-ij}(t) + E_{lw-ij}(t)}{2} \quad (2)$$

$$e_{ij}(t) = \frac{|E_{up-ij}(t) - E_{lw-ij}(t)|}{2} \quad (3)$$

4) 计算调频信号 $s_{ij}(t)$ 。先利用式(4)计算剥离局部均值函数后的信号 $h_{ij}(t)$, 再通过式(5)计算调频信号 $s_{ij}(t)$ 。

$$\begin{cases} h_{i1}(t) = x(t) - m_{i1}(t) \\ h_{ij}(t) = s_{i(j-1)}(t) - m_{ij}(t), j = 2, 3, 4, \dots, p \end{cases} \quad (4)$$

$$s_{ij}(t) = \frac{h_{ij}(t)}{e_{ij}(t)} \quad (5)$$

求解某 $PF_i(t)$ 分量时, 首先计算对应的第 1 个调频信号 $s_{i1}(t)$, 然后分析其是否符合纯调频信号的条件, 若不符合则重复上述步骤 1)~4) 迭代计算, 直至迭代 p 次后某调频信号 $s_{ip}(t)$ 为纯调频信号。调频信号 $s_{ip}(t)$ 为纯调频信号的条件是其局部包络预测曲线 $e_{ip}(t) = 1$ 。本文在实际应用中, 设置一个合理的极大阈值 δ , 当 $|1 - e_{ip}(t)| \leq \delta$ 时, 认为调频信号 $s_{ip}(t)$ 是纯调频信号, 停止前述迭代运算。

5) 解析乘积函数分量 $PF_i(t)$ 及瞬时频率 $F_i(t)$ 。先利用式(6)计算包络函数(包络线) $e_i(t)$; $e_i(t)$ 与纯调频信号 $s_{ip}(t)$ 的乘积即为乘积函数分量 $PF_i(t)$, 如式(7)所示。瞬时频率 $F_i(t)$ 的计算方法如式(8)所示, 其中 $\varphi_i(t)$ 为瞬时相位 $\arccos[s_{ip}(t)]$ 。

$$e_i(t) = e_{i1}(t)e_{i2}(t)\dots e_{ij}(t)\dots e_{ip}(t) = \prod_{j=1}^p e_{ij}(t) \quad (6)$$

$$PF_i(t) = e_i(t)s_{ip}(t) \quad (7)$$

$$F_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\varphi_i(t)]}{dt} \quad (8)$$

6) 从原始传感信号 $x(t)$ 开始, 按照式(9)逐个减去 $PF_i(t)$ 分量得到新信号函数 $u_i(t)$, 判断 $u_i(t)$ 是否为单调函数; 若 $u_i(t)$ 不是单调函数, 则反复执行步骤 1)~6), 直至执行 q 次后 $u_q(t)$ 符合单调函数条件。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_i(t) = u_{i-1}(t) - PF_i(t), i = 2, 3, 4, \dots, q \end{cases} \quad (9)$$

$u_i(t)$ 去除了信号中的各高频分量 $PF_i(t)$; 与原始传感信号 $x(t)$ 相比, $u_i(t)$ 是较平滑信号。 $PF_1(t)$ 为最高频成分, $PF_2(t)$ 次之, 以此类推。

7) 分解原始传感信号。将原始传感信号 $x(t)$ 分解为 q 个 $PF_i(t)$ 分量和 1 个 $u_q(t)$, 如式(10)所示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^q PF_i(t) + u_q(t) \quad (10)$$

2 基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算法 TSHI

某些传感信号(如振动传感信号)复杂且分散。Shepard 方法是一种针对大量散乱数据的多项式全局插值方案^[13]。为实现对复杂、散乱传感信号包络曲线有效插值, 本文将 Hermite 局部插值与三角 Shepard 基函数^[14]相结合, 提出一种基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算

法 TSHI, 并应用于 LMD 振动传感信号特征量提取, 该插值算法如下。

首先, 确定各子区间的三角顶点子集。假设要求解信号 $x(t)$ 在时间段 ΔT 的上包络 $E_{up-ij}(t)$, 则以 ΔT 的局部极大值点时序集 $\mathbf{T}_{up} = \{T_{up(0)}, T_{up(1)}, \dots, T_{up(k)}, T_{up(k+1)}, \dots, T_{up(n)}\}$ 作为求解 $E_{up-ij}(t)$ 所需的三角 Shepard 顶点集 $\mathbf{V}(\Delta T)$, 各子区间的顶点子集 $\mathbf{V}_{(k,k+1)}$ 在 $\mathbf{V}(\Delta T)$ 中选取。以求解子区间 $[T_{up(k)}, T_{up(k+1)}]$ 的 Hermite 插值函数 $H_{up(k,k+1)}[f(x)]$ 为例, 根据三角 Shepard 方法思想及传感信号时间前后关联性, 当 $k=0, \mathbf{V}_{(0,1)} = \{v_{01}, v_{02}, v_{03}\} = \{T_{up(0)}, T_{up(1)}, T_{up(2)}\}$; 当 $k=n-1, \mathbf{V}_{(n-1,n)} = \{v_{(n-1)1}, v_{(n-1)2}, v_{(n-1)3}\} = \{T_{up(n-2)}, T_{up(n-1)}, T_{up(n)}\}$; 当 $1 \leq k \leq n-2$, 若 $T_{up(k)} - T_{up(k-1)} \leq T_{up(k+2)} - T_{up(k+1)}$, 则选取 $\mathbf{V}_{(k,k+1)} = \{v_{k1}, v_{k2}, v_{k3}\} = \{T_{up(k-1)}, T_{up(k)}, T_{up(k+1)}\}$, 否则选取 $\mathbf{V}_{(k,k+1)} = \{v_{k1}, v_{k2}, v_{k3}\} = \{T_{up(k)}, T_{up(k+1)}, T_{up(k+2)}\}$ 。求解下包络 $E_{lw-ij}(t)$ 各子区间的 Hermite 插值函数时, 其三角 Shepard 顶点集及各子区间顶点子集的选取方法与上述方法类似。

其次, 求解各子区间基于密切三角 Shepard 的 Hermite 插值多项式, 该多项式如式(11)所示。

$$H_{(r,r+1)}[f(t)] = B_{\mu,r}(t)P_r[f(t)] \quad (11)$$

式中: $H_{(r,r+1)}[f(t)]$ 是 $H_{up(k,k+1)}[f(t)]$ 或 $H_{lw(k',k'+1)}[f(t)]$; $B_{\mu,r}(t)$ 为三角形 Shepard 基函数, 其计算方法如式(12)所示, 其中 $d(t, v_{l_a})$ 表示欧几里得范数, $\mu > 0$ 是控制数据值影响范围的参数, 本文取常用的 $\mu=2, g$ 为 $n-1$ 或 $n'-1$; 二元 Hermite 插值函数 $P_r[f(t)]$ 如式(13)所示, 是与待插值子区间顶点子集构成的三角形相关的多项式, 其中, $1 \leq a \leq 3, 1 \leq b \leq 3$, 且 $a \neq b, t_a, t_b$ 根据 a, b 的值分别对应 v_{k1}, v_{k2} 和 v_{k3} ; $D_c Fun(t)$ 表示函数 $Fun(t) = f(t_a)\omega_{a,b}(t)$ 沿向量 \mathbf{c} (即 $t_b \rightarrow t_a$) 的一阶方向导数, 可表示为 $D_c Fun(t) = \mathbf{c} \cdot \nabla Fun(t)$, 其中“ \cdot ”表示点积, $\nabla Fun(t)$ 表示 $Fun(t)$ 在 t 处的梯度。 $\phi_a(t)$ 和 $\omega_{a,b}(t)$ 分别如式(14)和(15)所示。

$$B_{\mu,r}(t) = \frac{\prod_{a=1}^3 \frac{1}{d(t, v_{r_a})^\mu}}{\sum_{l=0}^g \prod_{a=1}^3 \frac{1}{d(t, v_{l_a})^\mu}} \quad (12)$$

$$P_r[f(t)] = \sum_{a=1}^3 (f(t_a)\phi_a(t) + \sum_{\substack{b=1 \\ b \neq a}}^3 D_{t_b, t_a} f(t_a)\omega_{a,b}(t)) \quad (13)$$

$$\phi_a(t) = \lambda_a(t)(1 + \lambda_a(t) - \sum_{b=1}^3 \lambda_b^2(t)) \quad (14)$$

$$\omega_{a,b}(t) = \frac{1}{2} \lambda_a(t)\lambda_b(t)(1 + \lambda_a(t) - \lambda_b(t)) \quad (15)$$

其中, $\lambda_a(t), \lambda_b(t)$ 为某待插值区间对应的三角形的质心坐标, 可能为 $\lambda_1(t), \lambda_2(t)$ 和 $\lambda_3(t)$, 其求解方法如式(16)所示。

$$\begin{cases} \lambda_1(t) = \frac{A(t, v_{k2}, v_{k3})}{A(v_{k1}, v_{k2}, v_{k3})} \\ \lambda_2(t) = \frac{A(v_{k1}, t, v_{k3})}{A(v_{k1}, v_{k2}, v_{k3})} \\ \lambda_3(t) = \frac{A(v_{k1}, v_{k2}, t)}{A(v_{k1}, v_{k2}, v_{k3})} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $A(x, y, z)$ 表示 x, y, z 三个点构成的三角形的带符号面积。

基于密切三角 Shepard 的 Hermite 插值多项式 $H_{up(k, k+1)}[f(t)]$ 有如下性质: 1) $H_{up(k, k+1)}[f(T_{up(k)})] = f(T_{up(k)}) = X_{up(k)}$; 2) $\nabla H_{up(k, k+1)}[f(T_{up(k)})] = \nabla f(T_{up(k)})$ 。
 $H_{lw(k', k'+1)}[f(t)]$ 同样具有上述性质。

3 验证与结果分析

3.1 TSHI 包络曲线插值验证

本文利用 TSHI 对调频调幅信号、振动传感信号的包络曲线进行插值, 并与滑动平均法 (moving average method, MAM)、三次样条插值算法 (cubic spline interpolation, CSI) 算法、三次 Hermite 插值算法 (cubic hermite interpolation, CHI) 进行性能比较, 验证 TSHI 的有效性。

利用两个已知的调频调幅函数模拟传感信号, 包括:

1) 复杂、较高频率的调频调幅函数 $FA_1(t)$ 模拟复杂、散乱振动传感信号, $FA_1(t)$ 如式 (17) 所示, 其由式 (18) 和 (19) 所示的两个不同的调频调幅函数 $FA_{11}(t)$ 和 $FA_{12}(t)$ 叠加构成; 2) 简单、低频率的调频调幅函数 $FA_2(t)$ 模拟缓慢变化、简单的传感信号, 如式 (20) 所示。信号采样频率是 1 kHz, 仿真时间为 1 s。

$$FA_1(t) = FA_{11}(t) + FA_{12}(t) \quad (17)$$

$$FA_{11}(t) = [1 + \cos(30\pi t)] \times \cos[700\pi t + 2\sin(30\pi t)] \quad (18)$$

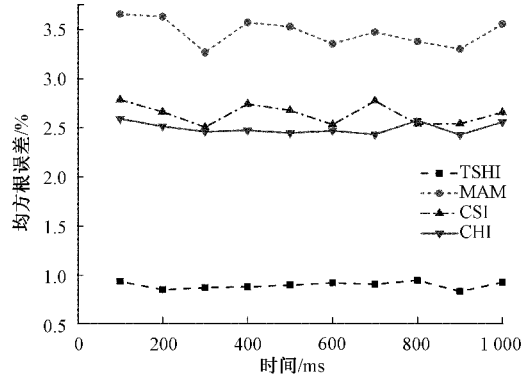
$$FA_{12}(t) = [1 + \cos(20\pi t)] \times \cos(1\,000\pi t) \quad (19)$$

$$FA_2(t) = [1 + \sin(2\pi t)] \times \cos(50\pi t) \quad (20)$$

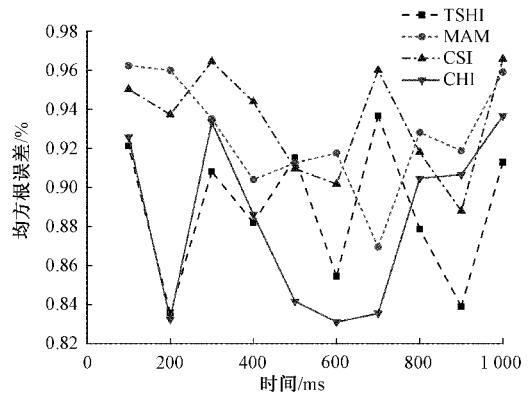
本文利用 TSHI、MAM、CSI、CHI 对上述 $FA_1(t)$ 、 $FA_2(t)$ 的包络曲线进行插值、拟合。以拟合逼近精度为目标, 以均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为目标, 比较这 4 种插值算法的性能。

上述 4 种插值算法对 $FA_1(t)$ 、 $FA_2(t)$ 的包络曲线的插值结果 RMSE 比较如图 2 所示, 图中横坐标数值 t 表示第 t 个信号采样时间点, 横坐标 t 对应的纵坐标值为第 $(t-99)$ 个至第 t 个采集时间点对应包络曲线的 100 个插值点的 RMSE 平均值。

由图 2(a) 可以看出, 对复杂、较高频率的函数 $FA_1(t)$ 的包络曲线的插值, TSHI 的 RMSE 为 0.835% ~ 0.937%, 该算法明显优于其余 3 种算法。其中, MAM 的失真度和 RMSE 最大; CSI 和 CHI 的 RMSE 明显小于 MAM, 但远大于 TSHI。由图 2(b) 可以看出, 4 种算法对



(a) 对函数 $FA_1(t)$ 的包络曲线的插值结果 RMSE 比较



(b) 对函数 $FA_2(t)$ 的包络曲线的插值结果 RMSE 比较

图 2 TSHI、MAM、CSI、CHI 对函数 $FA_1(t)$ 和 $FA_2(t)$ 的包络曲线的插值结果 RMSE 比较

简单、低频率的函数 $FA_2(t)$ 的包络曲线的插值结果都较好, RMSE 在 0.831% ~ 0.962% 之间, TSHI 和 CHI 插值效果比其余两种方法略优, 可见本文提出的 TSHI 对于简单、低频率函数的包络曲线的插值没有较大优势。

本文利用 TSHI、MAM、CSI、CHI 对某压缩机上振动传感器信号进行包络曲线插值, 通过结果比较来验证 TSHI 对此类实际复杂传感信号包络曲线插值的优势。传感器采集频率为 10 kHz, 原始振动传感信号为滤波后的信号。TSHI、MAM、CSI、CHI 实现的包络曲线比较结果如图 3 所示。可以看出, 上述 4 种方法均可实现对非稳定、复杂振动传感信号包络曲线的插值、估计。但是, 由图 3(a) 可知, MAM 经过多次平滑后实现的包络曲线会产生相位差和较大的过包络、欠包络, 甚至出现包络切割信号或没有很好贴合信号的情况, 在 4 种方法中其失真度最大。CSI 虽然具有良好的收敛性、光滑度, 但其在插值点处具有二阶导数连续性, 对于这类非光滑信号会产生过包络和欠包络, 如图 3(b) 中 CSI 实现的下包络线在 252 ~ 267 ms 和 326 ~ 339 ms 出现较严重的欠包络。CHI 仅要求插值点一阶导数连续, 其求解强非平稳特性信号的包络曲线也可能出现过包络和欠包络, 如图 3(c) 中 CHI 实现的上包络线、下包络线分别在 250 ~ 263 ms、252 ~ 271 ms 出现较严重的过包

络和欠包络;同时,CHI 插值拟合曲线并不能随着数据局部特征调整曲线形状。TSHI 利用三角 Shepard 方法,在插值过程不断根据插值点与对应三角形各顶点的时间距离调整插值曲线,某三角形顶点与插值点的时间距离越小则影响越大,所以其可以克服其他 3 种插值算法的不足,得到较为合理的包络估计曲线。

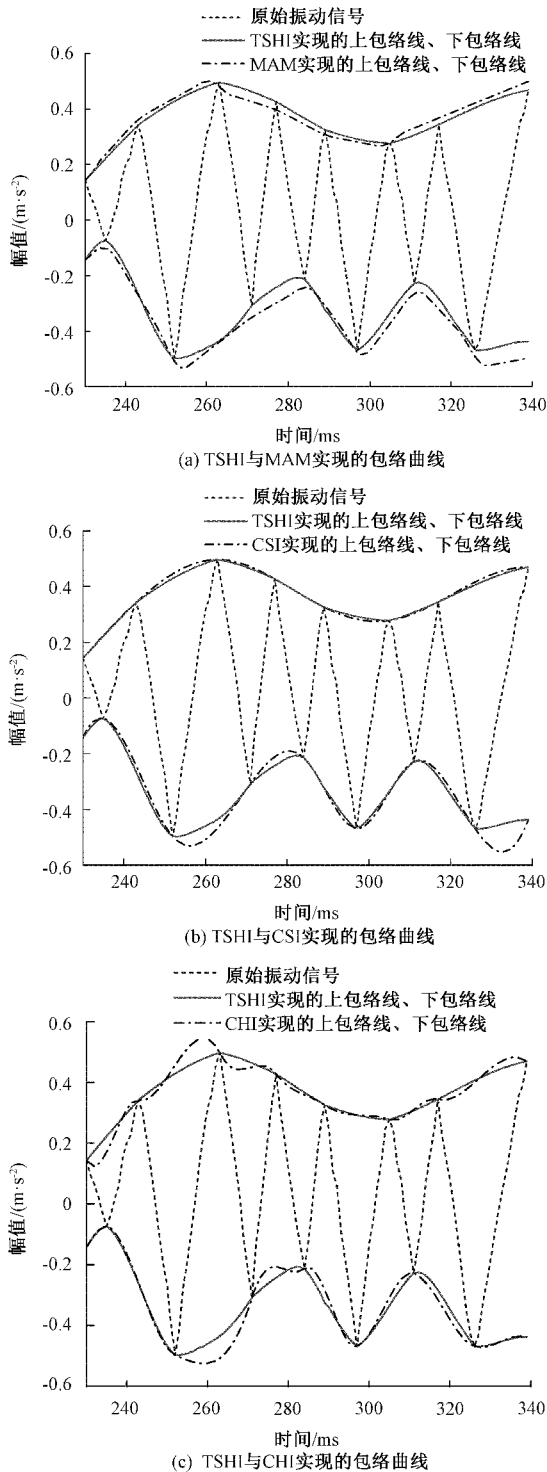


图3 TSHI、MAM、CSI与CHI实现的包络曲线比较

3.2 基于 TSHI 的 LMD 传感信号特征量提取验证

下面同样以某压缩机上振动传感器信号为例,验证基于 TSHI 的 LMD 提取传感信号特征量的效果。验证实验中,振动传感器采样频率为 1 kHz,求解各 $PF_i(t)$ 分量的迭代终止条件极小阈值 δ 设置为 10^{-3} 。

原始信号 $x(t)$ 为压缩机上振动传感器信号通过滤波后的正常信号,应用基于 TSHI 的 LMD 对其进行特征量提取,结果如图 4 所示,可见该方法能有效提取传感信号特征量。该方法与分别应用 MAM、CSI 和 CHI 的 LMD 传感信号特征量提取进行比较,以求解各个 $PF_i(t)$ 的迭代次数 η 、 $PF_i(t)$ 与原始信号 $x(t)$ 的相关系数 ρ 作为性能指标,应用上述 4 种算法的 LMD 方法提取传感信号特征量的性能比较结果如表 1 所示,可以看出,基于 TSHI 的 LMD 求解的 PF 分量数量最少,主要 PF 分量 $PF_1(t)$ 、 $PF_2(t)$ 、 $PF_3(t)$ 与 $x(t)$ 的相关性最高,且求解 PF 分量的总迭代次数、平均迭代次数最少,在 4 种方法中其性能最优;基于 TSHI 的 LMD 分解的前 3 个 PF 分量与 $x(t)$ 的相关性较高,包含了传感器状态的主要信息。

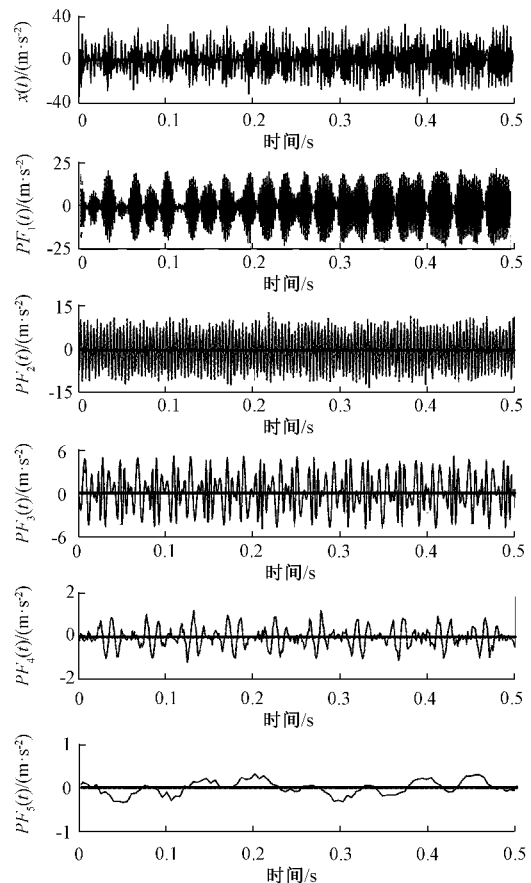


图4 基于 TSHI 的 LMD 方法提取的振动传感信号特征量

当压缩机处于同一正常工作状态,以安装在该压缩机上的振动传感器的正常信号和 6 种典型故障信号(包括固定偏大、固定偏小、漂移偏差、精度下降、冲击失效、完全失

表 1 4 种 LMD 方法传感信号特征量提取的性能比较

性能指标	PF_1	PF_2	PF_3	PF_4	PF_5	PF_6	PF_7
η	TSHI	7	9	10	6	8	—
	MAM	9	10	7	9	8	9
	CSI	12	14	10	11	9	13
	CHI	7	9	8	9	10	9
ρ	TSHI	0.911	0.528	0.225	0.076	0.038	—
	MAM	0.699	0.398	0.106	0.084	0.047	0.008
	CSI	0.783	0.457	0.184	0.089	0.050	0.101
	CHI	0.851	0.470	0.159	0.078	0.061	0.089

效)为分析对象,利用基于 TSHI 的 LMD 分别求解这些信号某小时间段 t 的多个 PF 分量。分别选取与原信号相关性大于 0.03 的前 5 个 PF 分量,计算这些 PF 分量的能量 $cq_o(t)$ 作为特征量,并组合构成特征量向量 $CV=[cq_1(t), cq_2(t), cq_3(t), cq_4(t), cq_5(t)]$ 。利用基于 TSHI 的 LMD 方法提取的上述正常和故障传感器信号特征量向量如表 2 所示,其中引发冲击失效的冲击为 $50 \mu s$ 持续时间、8 900 g 幅值的强干扰。由表 2 可知,基于 TSHI 的 LMD 方法能有效提取不同状态传感器信号的特征量。

利用基于 TSHI 的 LMD 方法获得多个特征量向量,将这些特征量向量分为训练样本集(包括 400 个训练样

表 2 基于 TSHI 的 LMD 提取的传感器信号特征量向量

传感器状态	特征量向量 $[cq_1(t), cq_2(t), cq_3(t), cq_4(t), cq_5(t)]$				
正常	[14.012 5,	7.028 7,	3.093 9,	0.490 6,	0.207 3]
固定偏大	[13.984 8,	7.329 3,	2.509 0,	2.910 2,	3.093 6]
固定偏小	[13.804 0,	6.946 4,	1.907 1,	0.009 3,	0.001 8]
漂移偏差	[0.112 2,	0.070 1,	0.098 2,	14.916 1,	10.343 1]
精度下降	[0.002 9,	0.036 5,	0.889 2,	10.385 4,	13.508 9]
冲击失效	[16.357 3,	9.085 9,	2.638 7,	0.392 7,	0.538 4]
完全失效	[0.000 2,	0.013 1,	0.033 9,	1.856 9,	16.080 5]

本)、测试样本集(包括 200 个测试样本)。利用训练样本集完成相关向量机(relevance vector machine, RVM)^[15]故障诊断模型训练。将测试样本集输入训练好的 RVM 故障诊断模型,验证上述 7 种传感器状态的诊断效果。利用基于 MAM 的传统 LMD 方法、基于 CSI 的 LMD 方法、基于 CHI 的 LMD 方法分别开展前述获取特征量向量、训练 RVM 故障诊断模型、测试样本输入 RVM 故障诊断模型的过程,得到传感器状态诊断结果,与基于 TSHI 的 LMD 方法得到的传感器状态诊断结果比较,比较结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,利用基于 TSHI 的 LMD 方法的 RVM 故障诊断模型对传感器状态的诊断正确率最高,所以该方法的传感器信号特征量提取效果优于其他 3 种。

表 3 利用不同 LMD 方法的 RVM 故障诊断正确率比较 %

传感器状态	LMD 采用的包络曲线插值方法			
	TSHI	MAM	CSI	CHI
正常	100	98.9	99.2	100
固定偏大	100	96.2	98.9	98.6
固定偏小	100	97.9	98.6	99.2
漂移偏差	99.8	96.1	96.8	97.9
精度下降	100	99.9	99.3	98.9
冲击失效	100	98.8	99.0	99.7
完全失效	100	100	100	100

4 结 论

本文首先研究基于三角 Shepard 的 Hermite 插值改进算法 TSHI,其核心是结合二元 Hermite 插值函数和密切三角 Shepard 基函数构建插值多项式,在插值过程不断根据插值点与所在三角形各顶点的时间距离合理调整插值曲线形状,故其插值结果 RMSE 小,解决 MAM、CSI、CHI 等方法在复杂、非平稳振动传感信号的包络曲线插值中出现相位差、过包络和欠包络等问题。TSHI 具有插值快速、简单、易于实现等特点。在此基础上,研究基于 TSHI 的 LMD 振动传感信号特征量提取方法,其应用核心技术 TSHI 实现复杂振动传感信号包络曲线有效、合理插值后,将信号分解为一系列包含时频特征尺度、互不相关的 PF 分量。各主要 PF 分量的能量组合构成信号的特征量向量,实验结果表明,应用基于 TSHI 的 LMD 方法的 RVM 故障诊断模型对振动传感器各种故障的诊断正确率高于应用基于 MAM 的 LMD 方法、基于 CSI 的 LMD 方法、基于 CHI 的 LMD 方法的 RVM 故障诊断模型。后续将对 TSHI 进行进一步优化研究,使其适用于其他复杂信号或微弱、低信噪比信号的特征量提取。

参考文献

[1] 陈桂娟,邹龙庆,贾春雨,等. 基于三次 hermite 插值 lmd 方法的往复压缩机故障诊断技术[J]. 压缩机技术, 2014(4): 6-9.
 [2] SKARIA A, PRADEEP R, REJITH R, et al. Health

- monitoring of rolling element bearings using improved wavelet cross spectrum technique and support vector machines[J]. *Tribology International*, 2021, 154:106650.
- [3] 张乔云, 杨胜强, 李文辉, 等. 基于 EMD 和 HHT 的立式振动光饰加工振动信号特征频率提取[J]. *机械设计与制造*, 2021(7): 37-41, 45.
- [4] 张立智, 徐卫晓, 井陆阳, 等. 基于 EMD-SVD 和 CNN 的旋转机械故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(6): 1063-1070, 1228.
- [5] MEDOUED A, MORDJAOUI M, SOUFI Y, et al. Induction machine bearing fault diagnosis based on the axial vibration analytic signal[J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2016, 41(29): 12688-12695.
- [6] 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.
- [7] 陈长征, 魏巍. 基于改进 LMD 与小波包降噪对故障弱信号的提取[J]. *机械设计与制造*, 2020(1): 165-168, 172.
- [8] 杜冬梅, 张昭, 李红, 等. 基于 LMD 和增强包络谱的滚动轴承故障分析[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(1): 83-89.
- [9] 赵海洋, 徐敏强, 王金东. 有理 Hermite 插值局部均值分解方法及其往复压缩机故障诊断应用[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(1): 92-96.
- [10] 李永波, 徐敏强, 赵海洋, 等. 级联双稳随机共振和基于 Hermite 插值的局部均值分解方法在齿轮故障诊断中应用[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(5): 95-101.
- [11] 李建刚. 齿轮箱复合故障的振动特性与诊断技术研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2020.
- [12] 丛金艳. 基于 LMD 与 SVM 融合的传感器故障诊断方法研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2014.
- [13] DELL'ACCIO F, TOMMASO F D, NOUISSER O, et al. Increasing the approximation order of the triangular Shepard method [J]. *Applied Numerical Mathematics*, 2017, 126: 78-91.
- [14] CAVORETTO R, ROSSI A D, DELL'ACCIO F, et al. Fast computation of triangular Shepard interpolants[J]. *Journal of Computational & Applied Mathematics*, 2019, 354: 457-470.
- [15] 李睿, 王晓丹. 基于 RVM 的多类分类概率输出方法[J]. *计算机科学*, 2017, 44(3): 242-246.

作者简介

陈耿新, 硕士研究生, 讲师, 工程师, 主要研究方向为智能传感技术、现代检测技术。

E-mail: chengxkenny@gmail.com

刘桂雄, 博士研究生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能传感技术、现代检测技术。

E-mail: megxliu@scut.edu.cn