

DOI: 10.7652/xjtuxb202002005

最大重叠离散小波包变换边际谱特征 在齿轮故障诊断中的应用

陈保家^{1,2}, 黄伟^{1,2}, 李立军^{1,2}, 肖文荣^{1,2}, 陈法法^{1,2}, 肖能齐^{1,2}

(1. 三峡大学水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室, 443002, 湖北宜昌;
2. 三峡大学机械与动力学院, 443002, 湖北宜昌)

摘要: 针对齿轮故障振动信号多分量频带重叠引发的故障模式混淆问题,提出一种基于最大重叠离散小波包变换(MODWPT)边际谱特征和粒子群优化-支持向量机(PSO-SVM)的故障诊断方法。为了减少谐波及噪声对故障模式分量分离的干扰,首先利用 MODWPT 将采集到的实验信号进行 5 层分解,得到 32 个分量,通过频带能量占优方法,筛选出前 16 个分量,用来构造信号的希尔伯特边际谱;然后,将提取的边际谱特征代入 PSO 参数优化后的 SVM,对故障类型进行识别。仿真信号分析结果表明,MODWPT 边际谱在抗模式混叠、抗边界效应和频率提取准确性方面都要优于 EMD 方法。通过对 6 种不同类型的齿轮故障信号进行分析,MODWPT 边际谱归一化特征具有明显的故障类型分层现象,对齿轮故障的识别准确率达到 98%,说明该方法具有较强的故障诊断能力。

关键词: 齿轮故障诊断;经验模式分解;希尔伯特边际谱;支持向量机;粒子群算法

中图分类号: TH113;TH165 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)02-0035-08

Application of Maximum Overlap Discrete Wavelet Packet Transform Marginal Spectrum Features in Gear Fault Diagnosis

CHEN Baojia^{1,2}, HUANG Wei^{1,2}, LI Lijun^{1,2}, XIAO Wenrong^{1,2},
CHEN Fafa^{1,2}, XIAO Nengqi^{1,2}

(1. Hubei Key Laboratory of Construction and Hydropower Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. College of Mechanical and Power, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: A fault diagnosis method based on the maximum overlap discrete wavelet packet transform (MODWPT) marginal spectrum features and the particle swarm optimization-support vector machine (PSO-SVM) is proposed to deal with the problem of fault mode confusion caused by multi-component band overlap of gear fault vibration signals. In order to reduce the influence of harmonics and noise on the fault mode component separation, MODWPT is used to decompose the collected experimental signals into 5 layers and to obtain 32 components. The first 16 components are selected based on the principle of the band energy dominant distribution to construct a Hilbert marginal spectrum. Then, the marginal spectrum features are extracted and considered as an input to the SVM with PSO parameter optimization for fault type identification. Analysis results of simulation signals show that the MODWPT marginal spectrum is superior to the EMD method in terms of anti-mode mixing, anti-end effect, and frequency extraction

accuracy. The proposed method is applied to fault diagnosis of six different gear fault types. The normalized feature of MODWPT marginal spectrum has obvious hierarchical phenomenon of fault types, and the accuracy of identifying gear faults reaches 98%. These results show that the method has strong fault diagnosis capability.

Keywords: gear fault diagnosis; empirical mode decomposition; Hilbert marginal spectrum; support vector machine; particle swarm optimization

齿轮传动在现代机械设备中应用广泛,其故障信号大多表现出非线性与非平稳性,其振动信号存在多分量中心频率相近、频带重叠的情形。从信号中提取有效的故障特征,减少谐波及噪声的干扰,是故障模式识别的关键。近年来,围绕齿轮故障诊断开展的自适应时频分解特征提取方法一直是研究的热点。1998年 Huang 等人提出经验模态分解(EMD)方法^[1],该方法将非平稳信号分解为若干个本征模态函数(IMF),解决了希尔伯特变换的限制条件问题。此后,程军圣在基于 EMD 方法的故障诊断方面做了较多的研究,并提出了局部希尔伯特边际谱的概念^[2]。但是,EMD 方法仍然存在许多诸如模式混淆和边界效应等问题,许多学者对 EMD 方法做了改进,提出了集合经验模态分解(EEMD)和局域均值分解(LMD)等方法并将这些方法应用于实际诊断当中^[3-5]。这些方法在一定程度上改善了模式混叠和端点效应问题,但是分解效率较低,分解时间过长。2014年 Dragomiretskiy 和 Zosso 提出了变分模态分解(VMD)方法^[6],2016年 Ciccone 等人提出了自适应局部迭代滤波(ALIF)方法^[7]。这2种新兴方法虽然很好地解决了 EMD 方法存在的问题,而且在故障诊断领域也得到了相关应用^[8-9],但是发展尚不成熟,如 VMD 方法中本征模态函数(IMF)分量的分解个数和惩罚参数的选择对分解效果有很大影响,且这2个参数的选择现在还没有严格的理论支撑^[10],通常需要采用优化算法进行优化^[11]。

针对以上自适应时频分解方法中出现的问题,本文提出了最大重叠离散小波包变换(MODWPT)分解^[12]和粒子群优化支持机量机(PSO-SVM)相结合的齿轮故障诊断方法。MODWPT 具有小波系数和尺度系数平移不变性特点,对时间具有相同的分辨率,非常适用于非平稳信号分析^[13]。本文首先通过仿真信号对比分析,验证了 MODWPT 方法在抗模式混叠和边界效应能力以及希尔伯特边际谱特征提取准确性方面,都要优于 EMD 方法;然后采用 MODWPT 方法对实际齿轮故障振动信号进行分析,依据能量占优原则,选取前 16 个分量做信号的

希尔伯特边际谱,以减少噪声等对边际谱的干扰;将选取的边际谱统计特征作为 PSO-SVM 的输入向量,对齿轮故障类型进行识别。

1 MODWPT-希尔伯特边际谱

1.1 MODWPT 原理

MODWPT 是对离散小波包变换(DWPT)的改进,是高度冗余的非正交小波包变换。为了避免 DWPT 分解过程中降 2 采样引起的信号采样点的损失,MODWPT 在第 j 层分解过程中会在滤波器中插入 $2^{j-1}-1$ 个 0 值,因此不同于离散小波包变换,需要信号的采样点数为 2 的整数倍,MODWPT 对采样点数没用严格要求,这有利于分量的重构。

离散小波变换原理如下:原始信号 $x(t)$ 的采样点数为 N (N 为 2 的整数倍),尺度滤波器 g_l ($l=0, \dots, L-1$, 其中 L 表示滤波器长度)和小波滤波器 h_l ($l=0, \dots, L-1$)对于所有的非零整数 n ,需满足以下条件

$$\sum_{l=0}^{L-1} g_l = 1 \quad (1)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} g_l g_{l+2n} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} g_l g_{l+2n} = 0 \quad (2)$$

对于 h_l 和 g_l 之间有以下关系

$$h_l = (-1)^l g_{L-l-1} \quad (3)$$

$$g_l = (-1)^{l+1} h_{L-l-1} \quad (4)$$

设尺度 j 下的尺度变换系数为 $V_{j-1,t}$ ($t=0, \dots, N_{j-1}-1$),其中 $N_j = N/2^j$, $V_{0,t} = x(t)$ 。根据 Mallat 算法可知,尺度 j 下的尺度变换系数 $V_{j,t}$ 和小波变换系数 $W_{j,t}$ 可表示为

$$V_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l V_{j-1,(2t+1-l) \bmod N_{j-1}}, \quad t = 0, \dots, N_j - 1 \quad (5)$$

$$W_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l V_{j-1,(2t+1-l) \bmod N_{j-1}-1}, \quad l = 0, \dots, N_j - 1 \quad (6)$$

式中:mod 表示 2 个数相除取余数。

最大重叠离散小波变换的尺度滤波器 g_l 和小

波滤波器 h_t 与离散小波变换有如下关系

$$g_t = g_l / \sqrt{2} \quad (7)$$

$$h_t = h_l / \sqrt{2} \quad (8)$$

为了避免 DWT 中由于降 2 采样引起的采样点减少,在尺度 j 下,在 h_t 和 g_t 中插入 $2^{j-1} - 1$ 个 0 值,表示为

$$g_0, 0, \dots, 0, g_1, 0, \dots, 0, \dots, g_{L-2}, 0, \dots, 0, g_{L-1} \quad (9)$$

$$h_0, 0, \dots, 0, h_1, 0, \dots, 0, \dots, h_{L-2}, 0, \dots, 0, h_{L-1} \quad (10)$$

根据 Mallat 算法可得尺度 j 下的最大重叠离散小波变换的尺度变换系数和小波变换系数为

$$V_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} g_l V_{j-1, (t-2^{j-1}l) \bmod N}, \quad t = 0, \dots, N-1 \quad (11)$$

$$W_{j,t} = \sum_{l=0}^{L-1} h_l V_{j-1, (t-2^{j-1}l) \bmod N}, \quad t = 0, \dots, N-1 \quad (12)$$

与离散小波包变换对离散小波变换的改进类似,MODWPT 是对最大重叠离散小波变换的高频段进一步分解。则 MODWPT 的分解系数可用下式表示

$$W_{j,n,t} = \sum_{l=0}^{L-1} r_{n,l} W_{j-1, [n/2], (t-2^{j-1}l) \bmod N} \quad (13)$$

式中: j 表示分解层数; $n(n=1, \dots, 2^j)$ 表示随分解层数变化的频率索引^[13]。当 $n \bmod 4 = 0, 3$ 时, $r_{n,l} = \{g_l\}$; 当 $n \bmod 4 = 1, 2$ 时, $r_{n,l} = \{h_l\}$ 。

1.2 MODWPT 分量选择

为了减少干扰信号对信号分析的影响,本文首先采用 MODWPT 方法对振动信号 $x(t)$ 进行 j 层分解得到 2^j 个分量 $W_{j,n,t}$,再通过计算 $W_{j,n,t}$ 的能量 E_i 对分量进行选择^[14]。

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_{j,n,t}|^2 dt, \quad i = n = 1, \dots, 2^j \quad (14)$$

式中: E_i 表示第 i 个分量的能量。在本文中筛选出能量较高的 K 个分量 $C_k(t) (k=1, \dots, K)$,将信号分解 5 层,取能量最高的 16 个分量,即 $K=16$ 。

1.3 MODWPT 边际谱

对筛选出的所有分量 $C_k(t)$ 做希尔伯特变换得 $H[C_k(t)]$,构造解析信号

$$X_k(t) = C_k(t) + H[C_k(t)] \quad (15)$$

计算瞬时幅值

$$A_k = \sqrt{C_k^2(t) + H^2[C_k(t)]} \quad (16)$$

计算瞬时频率

$$f_k = \frac{1}{2\pi} \arctan\left(\frac{H[C_k(t)]}{C_k(t)}\right) \quad (17)$$

式中: $k=1, \dots, K$ 。

将瞬时幅值和瞬时频率组合起来得到希尔伯特谱 $H[f, t]$,对时间积分得到希尔伯特边际谱

$$H(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} H[f, t] dt \quad (18)$$

最后,提取希尔伯特边际谱 $H(f)$ 的特征,记作向量 $\mathbf{Y}$ 。

2 SVM 故障识别

2.1 SVM 原理

SVM 是一种监督学习统计方法,其主要原理是通过求一个最优超平面来对不同类型的数据进行分类,这个超平面使得支持向量与最优超平面的垂直距离最大^[15]。若设训练集样本为 $(\mathbf{Y}_m, y_m)$,其中 $m=1, \dots, M, y_m \in \{-1, 1\}$, M 为训练集样本个数,设最优超平面的法向量为 $\mathbf{w}$,则该问题就可以视为求解 2 个边界上的支持向量之间的距离在法向量 $\mathbf{w}$ 上的投影长度,记作 d 。设 $\mathbf{Y}_0$ 为超平面上的点,则求解过程如下。

设最优超平面方程为

$$\mathbf{w}^T \mathbf{Y}_0 + b = 0 \quad (19)$$

支持向量所在的 2 个隔离边界分别为

$$\mathbf{w}^T \mathbf{Y}_1 + b = 1 \quad (20)$$

$$\mathbf{w}^T \mathbf{Y}_2 + b = -1 \quad (21)$$

则 2 个隔离边界的最大间隔 d 为

$$d = \left| \frac{\mathbf{w}^T (\mathbf{Y}_1 - \mathbf{Y}_2)}{\|\mathbf{w}\|} \right| = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (22)$$

即等价于在式(23)条件下求 $\min(\frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2})$

$$\mathbf{y}_m (\mathbf{w} \mathbf{Y}_m + b) > 1 \quad (23)$$

用拉格朗日系数法可解得最优化条件式(24),进而求得最优偏置 b_0

$$\mathbf{w}_0 = \sum_{m=1}^M a_m y_m \mathbf{Y}_m \quad (24)$$

$$b_0 = 1 - \mathbf{w}_0 \mathbf{Y}^{(s)}, \quad y^{(s)} = 1 \quad (25)$$

式中: a_m 为拉格朗日系数; $\mathbf{Y}^{(s)}$ 为 $y^{(s)} = 1$ 时的支持向量。

线性可分数据的最优判别函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{m=1}^M a_m y_m \mathbf{Y}_m^T \mathbf{Y} - b_0\right) \quad (26)$$

式中, $\mathbf{Y}$ 为待分类样本。

对于非线性可分数据需要引入松弛变量 ξ ,则原问题变为在式(27)的条件下求 $\min(\frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} +$

$c \sum_{i=1}^N \xi)$,其中 c 为惩罚因子,表示了对数据离群误差

的重视程度。

$$y_m(w^T Y_m + b) > 1 - \xi \quad (27)$$

对于非线性问题, SVM 采用核函数 $K(Y_i, Y_j)$ 将原始数据映射到高维空间中, 使其在高维空间中线性可分, 其中 Y_i, Y_j 表示 2 个特征向量, 则最优判别函数可以表示为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{m=1}^M a_m y_m K(Y_m, Y) - b_0\right) \quad (28)$$

常用的核函数主要有线性函数、多项式函数、RBF 函数和 Sigmoid 函数 4 种^[16]。

2.2 SVM 参数粒子群优化算法

由于惩罚因子和核函数参数对 SVM 的分类准确性有较大的影响, 本文将 SVM 分类准确率作为适应度函数, 采用粒子群算法对 SVM 的惩罚因子和核函数参数进行优化^[17], 具体过程如下。

首先在解空间内初始化若干粒子和粒子的初始速度, 每个粒子的位置都是惩罚因子和核函数参数的一个可行解, 根据粒子的位置计算适应度函数的值来确定每个粒子搜索到的最优解 p_{id} 和粒子群体搜索到的最优解 p_{gd} ; 再根据个体最优解和群体最优解来更新每个粒子的速度和位置, 通过重复迭代在解空间中寻找最优解^[18]。粒子的速度更新公式和位置更新公式如下

$$v_{id}(j+1) = I v_{id}(j) + \eta_1 (p_{id} - z_{id}(j)) + \eta_2 (p_{gd} - z_{id}(j)) \quad (29)$$

$$z_{id}(j+1) = z_{id}(j) + v_{id}(j+1) \quad (30)$$

式中: $v_{id}(j+1)$ 和 $z_{id}(j+1)$ 表示第 $j+1$ 次迭代后的粒子速度和位置; I 为惯性系数, 反映了粒子的运动惯性; η_1 和 η_2 为速度调节参数。 I, η_1, η_2 共同调节粒子群算法的全局搜索能力和局部搜索能力。

3 MODWPT 边际谱和 PSO-SVM 集成的故障诊断方法

本文所提出的故障诊断方法具体流程如图 1 所示。首先, 用 MODWPT 将采集到的实验信号进行 5 层分解, 得到 32 个分量并计算其能量, 再选择能量最高的 16 个分量做希尔伯特变换并计算其瞬时频率和瞬时幅值组合成希尔伯特谱, 对时间积分得到希尔伯特边际谱; 最后提取希尔伯特的边际谱特征, 作为 SVM 的输入向量对识别模型进行训练优化, 再用该模型对故障进行识别。

4 EMD 与 MODWPT 仿真信号比较

为了观察 EMD 和 MODWPT 方法在端点效应

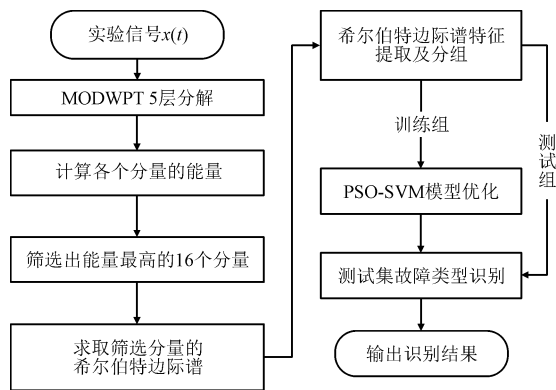


图1 MODWPT 边际谱和 PSO-SVM 集成的故障诊断方法流程图

和模式混叠方面的差异性, 构造 2 个采样频率为 1 024 Hz 的仿真信号, 对这 2 种方法的分析结果进行比较。

仿真信号 $x_1(t)$ 由频率分别为 10、20 和 75 Hz 的 3 个正弦信号线性叠加而成, 即

$$x_1(t) = 3\sin(20\pi t) + 2\sin(40\pi t) + \sin(150\pi t) \quad (31)$$

分别采用 EMD 和 MODWPT 对仿真信号 $x_1(t)$ 进行分解, 然后计算各分量的能量并筛选出能量最高的前 3 个分量, 其时域波形如图 2 所示, 正好对应于仿真信号的 3 个正弦分量。从图 2 中可以看出, EMD 分解所到的 3 个分量在端点处都存在一定的失真现象, 而 MODWPT 分解分量的端点效应明显要小于 EMD 分解。再取 MODWPT 分解能量最高的 16 个分量作希尔伯特边际谱并与 EMD-希尔伯特边际谱结果进行比较, 如图 3 所示。从图 3 可以看出, 相比于 EMD 方法, 经过分量选择所得到的 MODWPT 边际谱的频带更集中, 其频率和幅值的表达准确性更高。

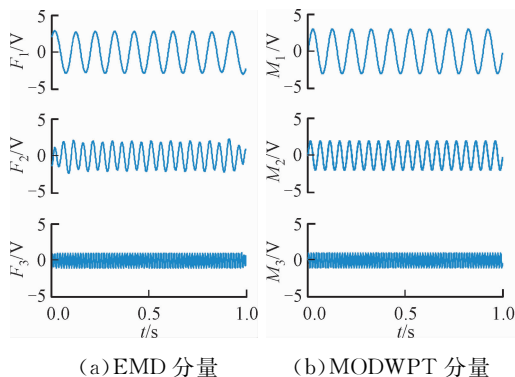


图2 仿真信号 $x_1(t)$ 的 EMD 和 MODWPT 分解分量

仿真信号 $x_2(t)$ 是由频率分别为 10、20 和 75 Hz 的 3 个正弦信号在不同时间段上叠加而成的非

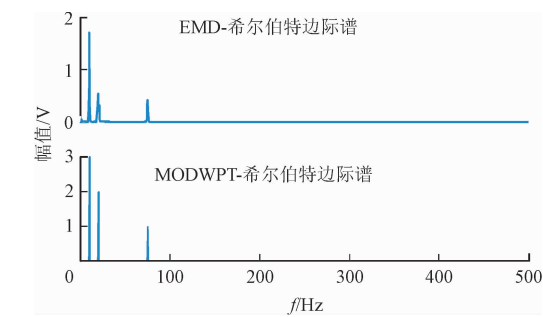
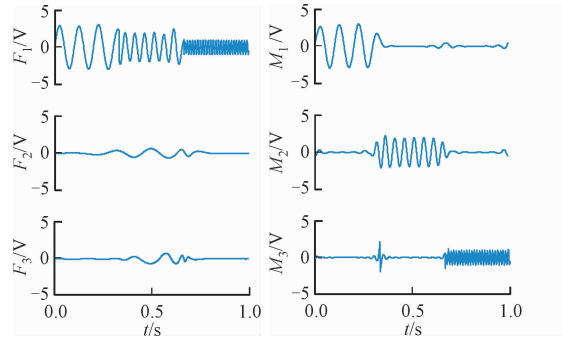


图 3 仿真信号 $x_1(t)$ 的 EMD-希尔伯特边际谱和 MODWPT-希尔伯特边际谱

平稳信号,即

$$x_2(t) = \begin{cases} 3\sin(20\pi t), & 0 < t \leq \frac{1}{3} \\ 2\sin(40\pi t), & \frac{1}{3} < t \leq \frac{2}{3} \\ \sin(150\pi t), & \frac{2}{3} < t \leq 1 \end{cases} \quad (32)$$

通过与仿真信号 $x_1(t)$ 相同的处理过程,可得到图 4 和图 5。从图 4 中可以看到,对于非平稳信号,EMD 分解存在着严重的模式混叠问题,3 个分量没有被正确地分离出来,其中分量 2 和分量 3 已经完全失真,而 MODWPT 虽然也在频率突变处存



(a) EMD 分量 (b) MODWPT 分量
图 4 仿真信号 $x_2(t)$ 的 EMD 和 MODWPT 分解分量

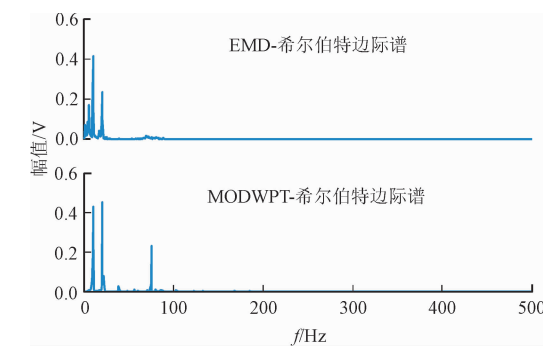


图 5 仿真信号 $x_2(t)$ 的 EMD-希尔伯特边际谱和 MODWPT-希尔伯特边际谱

在一定的混淆现象,但是程度很低,可以将频率不同的 3 个分量按各自所在的时间段分离开。从图 5 中可以看出,EMD-希尔伯特边际谱中出现了部分因分解失真产生的噪声干扰成分,在 75 Hz 处并没有出现峰值,丢失了频域信息,而 MODWPT 边际谱的 3 个频率成分清楚,其频率的表达准确性更高。

综上所述,MODWPT 方法在抗端点效应和模式混叠,以及希尔伯特边际谱频率表达准确性方面,较 EMD 方法都有很大的优势。

5 齿轮故障诊断实例

5.1 MODWPT 与 EMD 信号分析比较

为了验证该方法的实用性,本文对齿轮故障信号进行了分析和识别。齿轮故障诊断对象是一个三轴式两级减速器,故障齿轮布置在中间轴上,齿轮故障实验台和减速器内部结构如图 6 和图 7 所示。整个实验台由控制台、Z2-12 型驱动电机、齿轮减速器和 Z2-42 负载电机组成,输入转速为 1 000 r/min,实验齿轮包括正常和断齿、裂纹、点蚀、磨损、偏心共 6 种故障类型,通过 DASP 数据采集系统测取中间轴振动加速度信号,采样频率为 10 kHz。6 种故障



图 6 齿轮故障实验台

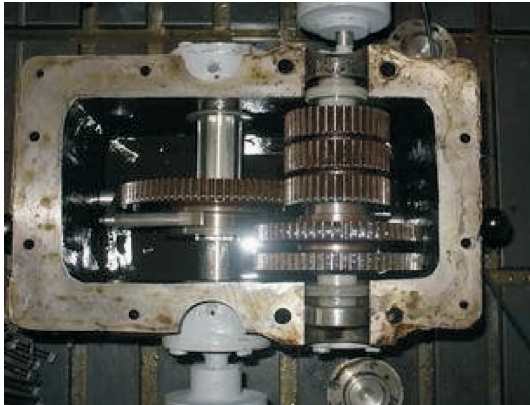


图 7 齿轮减速器内部结构图

样本编号和故障标签见表 1,其时域波形如图 8 所示。以齿轮裂纹故障为例,按图 1 所示诊断流程,对其采用 MODWPT 5 层分解,取能量最高的前 5 个分量并求其频谱,与 EMD 方法分析结果进行比较,如图 9 和图 10 所示。从图 7 可以看出:EMD 分解存在严重的频率混叠现象,尤其是第一个分量,几乎包含了其他所有分量的频率成分;MODWPT 结果虽然也存在频率混叠,但可以看出明显的频带分布和频率中心位置。MODWPT 对于频率的混叠现象可以通过选择合适的分解层数来避免,而 EMD 方法是完全自适应的,无法实现对分量的调节功能。同样,对于其他齿轮故障类型信号的分析,可以得到相似的结论。

表 1 实验数据编号和故障类型标签

故障类别	样本编号	故障标签
正常	1~20	1
断齿	21~40	2
裂纹	41~60	3
点蚀	61~80	4
磨损	81~100	5
偏心	101~120	6

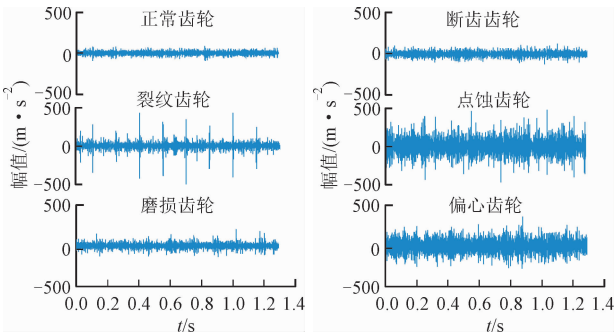


图 8 不同齿轮故障类型的时域波形

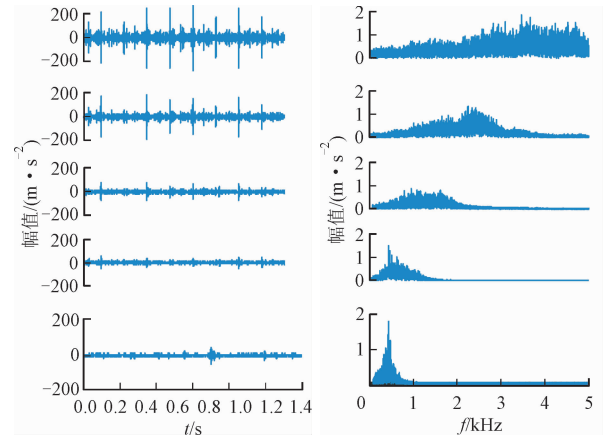


图 9 裂纹齿轮振动信号 EMD 分解分量及频谱

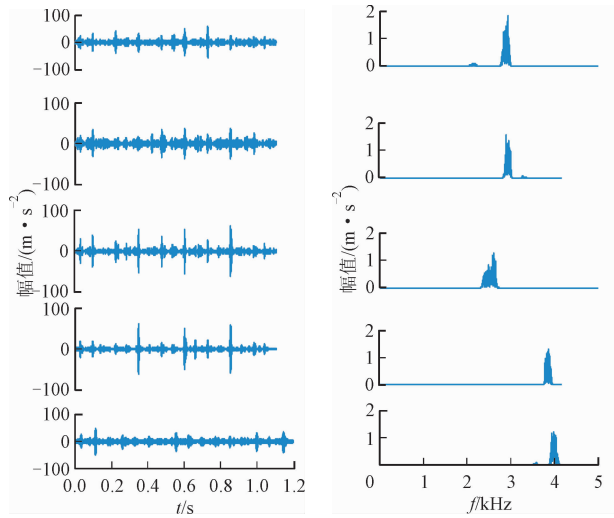


图 10 裂纹齿轮振动信号 MODWPT 分解分量及频谱

5.2 齿轮信号的 MODWPT-希尔伯特边际谱特征

对 6 种不同故障类型的齿轮信号做 MODWPT 5 层分解后,每一种故障信号得到 32 个分量,计算其分量能量如图 11 所示。从图中可得不同故障类型的能量分布差异,由前述仿真信号分析可知,能量较低的频带多为噪声干扰,对故障分类识别的贡献率比较低,可以忽略,因此选择其中能量较高的 16 个分量作希尔伯特边际谱,如图 12 所示。

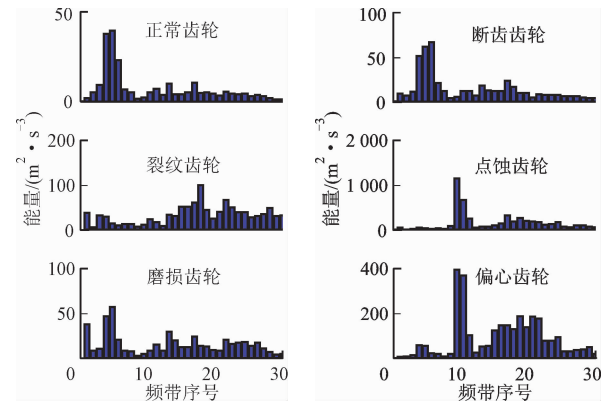


图 11 能量分布

提取边际谱的重心频率、方差、标准差、均方根、峭度、平均值、偏度和能量特征^[19-20]等 8 个指标,并对其做归一化处理,结果如图 13 所示。从图中可以看到,除了峭度和偏度 2 个特征外其他特征都有较明显的分层现象,如重心频率和平均值,这有利于齿轮故障类型的识别。因此,将偏度和峭度以外的 6 个特征组成一个 6 维特征向量 $\mathbf{Y}$ 作为 SVM 的输入向量。

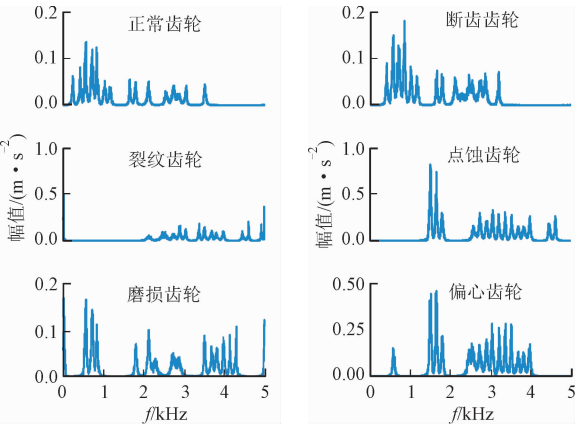


图 12 故障齿轮振动信号希尔伯特边缘谱

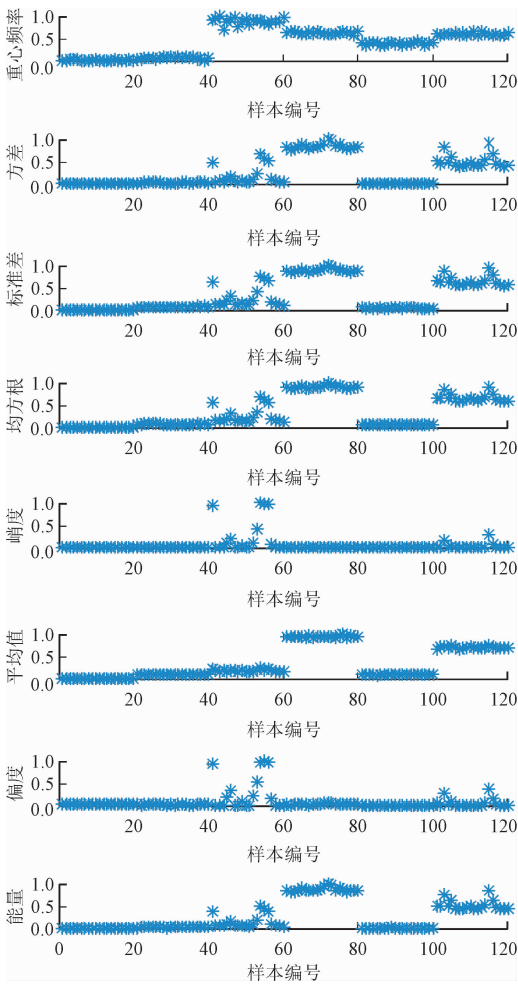


图 13 MODWPT 归一化能量边缘谱特征

5.3 PSO-SVM 故障识别结果

若不对 SVM 的参数进行优化,则 SVM 的惩罚因子 c 默认为 1,核函数参数 g 默认为 $1/z$, z 表示分类的类别数,本文中即为 1/6。每种故障数据取 5 组共 30 组样本作为训练集对 SVM 模型进行训练,剩余 90 组样本作为测试集对模型进行测试,诊断结果如图 14 所示。由图 14 可知,分类准确率为 93%。

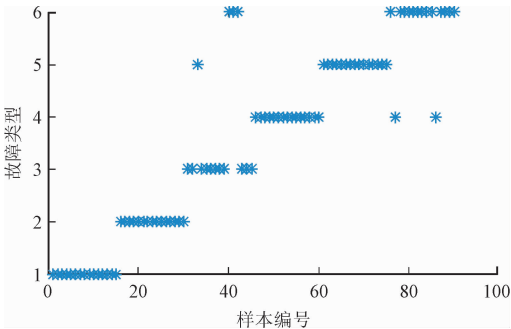


图 14 优化前故障识别结果

为了提高故障识别的准确率,利用 PSO 对 SVM 的参数进行优化,设置种群规模为 30,循环代数为 300,在 0.01~1 000 之间采用粒子群优化算法对 c 、 g 进行优化,优化后 $c=960.048\ 0$, $g=9.579\ 1$,再用剩余 90 组样本作为测试集对模型进行测试,诊断结果如图 15 所示。由图 15 可知,分类准确率为 98%,相对于优化前有了明显提高。

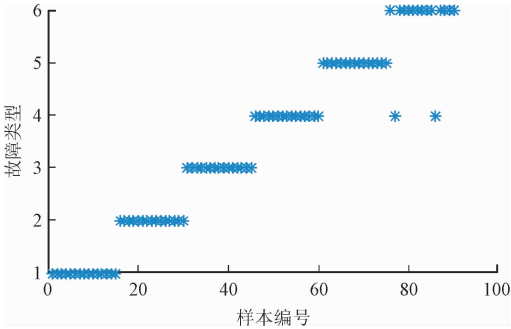


图 15 优化后故障识别结果

6 总 结

本文分别用 EMD 方法和 MODWPT 方法对仿真信号进行了对比分析,验证了 MODWPT 分解方法在抗模式混叠和端点效应,以及希尔伯特边缘谱特征提取准确性方面的优越性。对齿轮故障,提出 MODWPT 边缘谱特征和 PSO-SVM 集成的诊断方法,通过频带能量占优方法,筛选出前 16 个分量,构造出信号的希尔伯特边缘谱。将提取的边缘谱的特征,代入 PSO 参数优化后的 SVM,对故障类型进行识别,故障识别准确率达到 98%,表现出了较强的故障诊断能力。

参考文献:

[1] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [EB/OL]. [2019-03-15]. <https://doi.org/10.1098/>

- rspa. 1998. 0193.
- [2] 程军圣. 基于 Hilbert-Huang 变换的旋转机械故障诊断方法研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2005: 78-80.
 - [3] 张琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 353-358.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng. Fault diagnosis method of rolling bearing based on EEMD singular value entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 353-358.
 - [4] 王志坚, 吴文轩, 马维金, 等. 基于 LMD-MS 的滚动轴承微弱故障提取方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(5): 1014-1020.
WANG Zhijian, WU Wenxuan, MA Weijin, et al. LMD-MS-based method for extracting weak faults of rolling bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(5): 1014-1020.
 - [5] CHEN B, HE Z, CHEN X, et al. A demodulating approach based on local mean decomposition and its applications in mechanical fault diagnosis [J]. Measurement Science & Technology, 2011, 22(5): 055704.
 - [6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
 - [7] CICONE A, LIU J, ZHOU H. Adaptive local iterative filtering for signal decomposition and instantaneous frequency analysis [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2016, 41(2): 384-411.
 - [8] 李奕江, 张金萍, 李允公. 基于 VMD-HMM 的滚动轴承磨损状态识别 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(21): 61-67.
LI Yijiang, ZHANG Jinping, LI Yungong. Wear state recognition of rolling bearings based on VMD-HMM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(21): 61-67.
 - [9] 陈保家, 汪新波, 赵春华, 等. 基于自适应局部迭代滤波和能量算子解调的滚动轴承故障特征提取 [J]. 南京理工大学学报, 2018, 42(4): 445-452.
CHEN Baojia, WANG Xinbo, ZHAO Chunhua, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on ALIF and energy operator demodulation [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2018, 42(4): 445-452.
 - [10] JIANG X, WANG J, SHI J, et al. A coarse-to-fine decomposing strategy of VMD for extraction of weak repetitive transients in fault diagnosis of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 668-692.
 - [11] 吕中亮. 基于变分模态分解与优化多核支持向量机的旋转机械早期故障诊断方法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2016: 49-53.
 - [12] 周航. 基于改进最大重叠离散小波包变换的线性系统参数识别 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018: 11-28.
 - [13] 杨宇, 何怡刚, 程军圣, 等. 用最大重叠离散小波包变换的 Hilbert 谱时频分析 [J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(1): 10-13.
YANG Yu, HE Yigang, CHENG Junsheng, et al. Time-frequency analysis of Hilbert spectrum based on maximal overlap discrete wavelet packet transform [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1): 10-13.
 - [14] CHEN Baojia, SHEN Baoming, CHEN Fafa, et al. Fault diagnosis method based on integration of RSSD and wavelet transform to rolling bearing [J]. Measurement, 2019, 131(1): 400-411.
 - [15] CHEN Fafa, YANG Yunpeng, TANG Baoping, et al. Performance degradation prediction of mechanical equipment based on optimized multi-kernel relevant vector machine and fuzzy information granulation [J]. Measurement, 2020, 151(2): 107116.
 - [16] CRISTIANINI N, SHAWETAYLOR J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods [J]. Kybernetes, 2001, 30(1): 103-115.
 - [17] YUAN S, CHU F. Fault diagnostics based on particle swarm optimization and support vector machines [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(4): 1787-1798.
 - [18] YIN Z, Hou J. Recent advances on SVM based fault diagnosis and process monitoring in complicated industrial processes [J]. Neurocomputing, 2016, 174(1): 643-650.
 - [19] 梁凯. 基于深度学习的风电机组齿轮箱故障特征提取和智能分类研究 [D]. 河北秦皇岛: 燕山大学, 2017: 16-22.
 - [20] 陈保家, 邱光银, 肖文荣, 等. 航空发动机转子轴承运行可靠性评估方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(10): 41-48.
CHEN Baojia, WANG Xinbo, XIAO Wenrong, et al. Operational reliability evaluation method to aero-engine rotor bearings [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(10): 41-48.

(编辑 刘杨)