

# 周期能量与优化 LMD 结合的轴承故障诊断方法<sup>\*</sup>

熊邦书<sup>1</sup>, 李 龙<sup>1</sup>, 李新民<sup>2</sup>, 莫 燕<sup>1</sup>

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室 南昌, 330063)

(2. 中国直升机设计研究所直升机旋翼动力学国防科技重点实验室 景德镇, 333001)

**摘要** 为了提高轴承故障诊断准确率, 缩短神经网络训练时间, 将周期能量特征和优化的局域均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD)特征结合, 提出了一种新的轴承故障诊断方法。首先, 采用形态滤波法对振动信号去噪; 其次, 以轴承一个旋转周期采样点数为标准, 对振动信号进行截取, 提取周期能量特征和 LMD 特征; 然后, 对提取的特征进行  $u$  律压扩和滑动平均优化处理; 最后, 设计两个同精度神经网络, 采用经优化和未优化的特征对设计好的 RBF 神经网络进行训练, 用训练好的神经网络进行故障诊断。实验结果表明, 神经网络收敛迭代次数减少了 50 次, 诊断正确率提高了 10%, 提高了轴承故障诊断正确率, 缩短了神经网络训练时间。

**关键词**  $u$  律压扩; 滑动平均; 故障诊断; 局域均值分解

**中图分类号** TH165.3

## 引 言

滚动轴承广泛应用于各类机械设备的传动系统中, 它的缺陷和损伤影响整台设备安全运行, 因此对其故障诊断方法研究具有重要意义。特征提取是故障诊断的关键环节之一, 对于滚动轴承, 特征提取方法很多, 可分为时域、频域和时频域等方法。由于轴承振动信号的非平稳非线性特点, 目前时频域特征提取方法被广泛应用, 常见的时频域方法主要有 Winger 分布、短时傅里叶变换、小波变换和 LMD 方法等。Winger 分布对多信号分量分析时会产生交叉项<sup>[1]</sup>, 短时傅里叶变换窗口是固定不变的<sup>[2]</sup>, 小波变换虽然有可变的窗口, 但其分解过程仍是基于频率的线性分解<sup>[3]</sup>, 对于非线性非平稳特点的信号难以提取到理想的故障特征。LMD 方法<sup>[4]</sup> 虽然已经应用于轴承故障诊断方法中, 但其提取的各类故障特征间存在间隔不均衡和特征值波动现象, 影响故障诊断准确率和神经网络训练时间。根据轴承故障信号特点, 笔者提出了周期能量特征和优化 LMD 特征相结合的轴承故障诊断方法。

## 1 周期能量特征提取方法

### 1.1 周期能量特征

周期能量特征是指以振动信号一个周期采样点数为标准, 对振动信号进行截取, 计算截取信号能量, 即周期能量特征。

设振动信号为  $\{x_i\} (i=1, 2, \dots, n)$ , 采样频率为  $f_s$ , 传动轴的转动速率为  $V_r$ 。

采样间隔为

$$\Delta t = 1/f_s \quad (1)$$

旋转频率为

$$f_r = V_r/60 \quad (2)$$

传动轴的转动周期为

$$T = 1/f_r \quad (3)$$

一个周期采样点数

$$N = \frac{T}{\Delta t} = \frac{1/f_r}{1/f_s} = \frac{f_s}{f_r} \quad (4)$$

能量计算公式为

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \quad (5)$$

由式(4)和(5)可得到周期能量特征提取公式为

<sup>\*</sup> 航空科学基金资助项目(2010ZD56009); 江西省教育厅科技资助项目(GJJ14519)

收稿日期: 2014-04-03; 修回日期: 2014-12-26

$$E_m = \sum_{i=N(m-1)+1}^{Nm \leq n} |x_i|^2 \quad (m=1,2,\dots,\eta) \quad (6)$$

其中: $m$  为第  $m$  个周期; $N$  为一个周期采样点数。

### 1.2 周期能量特征归一化

在故障识别过程中,为提高传递函数的灵敏度,需对周期能量特征进行归一化处理,将其处理到  $0 \sim 1$  范围内。

周期能量特征归一化公式为

$$T_m = \frac{E_m}{\lceil \max_{1 \leq m \leq \eta} (E_m) \rceil} \quad (m=1,2,\dots,\eta) \quad (7)$$

其中: $\lceil \rceil$  表示向上取整。

### 1.3 周期能量特征优化处理

#### 1.3.1 $u$ 律压扩处理

经归一化后,各类故障特征间存在间隔不均衡现象,影响诊断正确率和神经网络收敛速度,笔者采用  $u$  律压扩方法<sup>[5]</sup>,对各类故障特征间间隔进行调整。 $u$  律压扩公式为

$$y = \frac{\ln(1+ux)}{\ln(1+u)} \quad (0 \leq x \leq 1) \quad (8)$$

其中: $x$  为归一化输入; $y$  为  $u$  律压扩输出; $u$  为压扩参数,表示压扩程度。

不同  $u$  值压扩特性如图 1 所示。

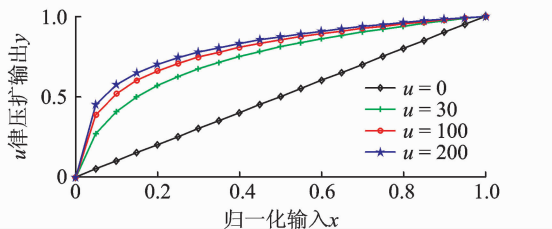


图 1  $u$  律压扩曲线

Fig. 1 The  $u$ -law compression-expansion curve

由图 1 知, $u=0$  时,压扩曲线是一条通过原点的直线,故没有压扩效果,小特征值得不到改善; $u$  值越大压扩效果越明显。

#### 1.3.2 滑动平均处理

由于各类故障的特征值存在波动现象,影响故障特征的有效性,笔者采用三点滑动平均处理方法,消除各类故障特征值出现的波动现象。三点滑动平均公式为

$$\bar{C}_m = \begin{cases} \frac{(y_1 + y_2 + y_3)}{3} & (m=1) \\ \frac{(y_{m-1} + y_m + y_{m+1})}{3} & (m=2,\dots,\eta-1) \\ \frac{(y_{m-2} + y_{m-1} + y_m)}{3} & (m=\eta) \end{cases} \quad (9)$$

## 2 优化的 LMD 特征提取方法

### 2.1 LMD 方法

对信号  $x(t)$  进行 LMD 分解<sup>[6]</sup>,分解过程如下。

1) 用  $n_i (i=1,2,\dots,\lambda)$  表示信号  $x(t)$  中的所有局部极值点,计算  $n_i$  和  $n_{i+1}$  的和,以及  $n_i$  和  $n_{i+1}$  相减的绝对值,再分别除以 2,可得到  $m_i$  和  $a_i$

$$m_i = \frac{(n_i + n_{i+1})}{2} \quad (10)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (11)$$

2) 用直线将所有相邻  $m_i$  连接起来。

3) 用滑动平均方法进行平滑处理,可得到局部均值函数  $m_{11}(t)$ ;用同样的方法可得到包络估计函数  $a_{11}(t)$ 。

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

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (12)$$

5) 用  $h_{11}(t)$  除以包络估计函数  $a_{11}(t)$  进行解调,得

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (13)$$

其中: $a_{12}(t)$  为  $s_{11}(t)$  的包络估计函数。

如果  $a_{12}(t) \neq 1$ ,就用  $s_{11}(t)$  替代原始信号,对其重复上述过程,直至  $s_{1n}(t)$  的包络估计函数  $a_{1(n+1)}(t)$  满足  $a_{1(n+1)}(t) = 1$  时,迭代终止。在实际工程中,一般情况下,设定一个不影响分解效果的变动量  $\Delta$ ,当包络估计函数满足  $1 - \Delta \leq a_{1n} \leq 1 + \Delta$  时,迭代终止。

6) 将迭代过程中得到的全部包络估计函数相乘可得到包络信号

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q} \quad (14)$$

7) 将包络信号  $a_1(t)$  和纯调频信号  $s_{1n}(t)$  相乘得到原始信号的第 1 个 PF 分量

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n} \quad (15)$$

8) 从给定信号  $x(t)$  中减去  $PF_1(t)$ ,可得到信号  $u_1(t)$ ,即

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \quad (16)$$

9) 将信号  $u_1(t)$  作为原始数据重复上述步骤,循环  $k$  次,直到  $u_k(t)$  的极值点个数不大于  $l$  个时停止,得到余项  $R$ 。

这样给定的原始信号  $x(t)$  通过上述步骤被分

解成  $k$  个 PF 分量和  $R$  之和,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^k \text{PF}_i(t) + R \quad (17)$$

## 2.2 LMD 特征提取及归一化

当轴承发生故障时,故障振动信号与正常振动信号相比,相同频带内信号的能量有较大差别,在信号各个频率成分的能量中包含着丰富的故障信息,从而以分解后 PF 分量信号能量作为特征,可以有效提取轴承的各类故障特征。因此由式(5)能量计算公式对式(17)中的  $k$  个 PF 分量求取能量,可得到 LMD 特征向量  $\mathbf{T}$  为

$$\mathbf{T} = [E_1, E_2, \dots, E_k] \quad (18)$$

令

$$E = \left( \sum_{i=1}^k |E_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (19)$$

特征向量归一化公式为

$$\mathbf{T}' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_k/E] \quad (20)$$

## 2.3 LMD 特征优化处理

对各类故障振动信号进行 LMD 特征提取,可得到若干个 PF 分量特征,但各 PF 分量的各类故障特征间存在间隔不均衡和特征值波动现象,严重影响了各 PF 分量故障特征的有效性。为了提高各 PF 分量故障特征的有效性,需利用特征压扩和滑动平均方法对各类故障特征间存在的间隔不均衡和特征值波动现象进行优化处理。

关于 LMD 特征的压扩和滑动平均处理,在这里引用周期能量特征优化处理小节的  $u$  律压扩公式(8)和滑动平均公式(9),对 LMD 特征进行优化处理。

## 3 提取实例分析

笔者采用美国凯斯西储大学电气工程与计算机科学系轴承实验数据<sup>[7]</sup>进行实例分析,传动轴端的轴承为 6205-2RS SKF 型深沟滚珠轴承,轴承的钢球直径为 8 mm,球组节圆直径为 40 mm,钢球数目为 9 个,接触角为  $0^\circ$ ,由功率为 1.47 kW 的电动机、电器控制装置、测力计和传感器构成实验平台。采样频率  $f_s = 12$  kHz,传动轴转速  $V_r = 1\ 797$  r/min,则由式(2)可得到旋转频率  $f_r = 29.95$  Hz,再由式(4)可得到一个周期采样点数  $N = 400.67$ ,取  $N = 400$ 。

## 3.1 周期能量特征实例分析

### 3.1.1 周期能量特征提取

首先,以一个周期采样点数  $N = 400$  为标准,对经过形态滤波<sup>[7]</sup>处理的轴承内圈故障、外圈故障、滚珠故障和正常这四路振动信号分别截取 50 段,一个周期一段;其次,由式(6)计算截取信号的周期能量特征,再由周期能量归一化公式(7)进行归一化处理,可得到经归一化后的内圈故障周期能量特征  $T_1, T_2, \dots, T_{50}$ 、外圈故障周期能量特征  $T_1, T_2, \dots, T_{50}$ 、滚珠故障周期能量特征  $T_1, T_2, \dots, T_{50}$  和正常振动信号周期能量特征  $T_1, T_2, \dots, T_{50}$ ;最后,以周期为横坐标,各类故障的周期能量特征值为纵坐标,则各类故障的周期能量特征如图 2 所示。

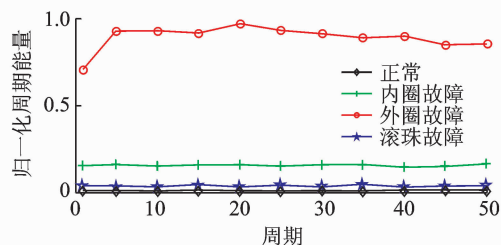


图 2 周期能量特征图

Fig. 2 Period-energy feature

由图 2 可看出,各类故障的周期能量特征值处于不同范围,但内圈故障、滚珠故障和正常振动信号的周期能量特征间间隔微小,各类故障周期能量特征间存在间隔不均衡和特征值波动现象。

### 3.1.2 周期能量特征优化

为了消除各类故障周期能量特征间的间隔不均衡现象,采用式(8) $u$ 律压扩公式,对图 2 中各类故障周期能量特征间间隔不均衡现象进行压扩处理,经大量实验,压扩参数  $u = 200$  时压扩效果较好。针对各类故障周期能量特征出现的波动现象,采用式(9)滑动平均公式,对图 2 中各类故障特征出现的波动现象进行平滑处理。经  $u$ 律压扩和滑动平均优化处理后的周期能量特征如图 3 所示。

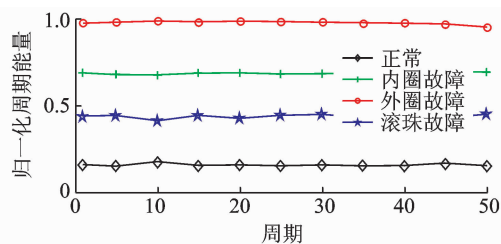


图 3 优化后的周期能量特征图

Fig. 3 Optimized period-energy feature

对比图 2 和图 3 可看出,经优化后,各类故障周期能量特征间,间隔不均衡和特征值波动现象被消除,突显了各类故障与其特征的一一对应效果。

### 3.2 优化的 LMD 特征提取实例分析

#### 3.2.1 LMD 特征提取

以滚动轴承一个转动周期内采样点数  $N=400$  为标准,对经过形态滤波<sup>[7]</sup>处理的内圈故障、外圈故障、滚珠故障和正常四路振动信号分别截取 50 个周期(一个周期一段),再分别进行 LMD 分解,取其前 3 个 PF 分量<sup>[8]</sup>对其进行特征提取,可得到经归一化后的内圈故障特征  $T_1; T_2; \dots, T_{50}$ 、外圈故障特征  $T_1; T_2; \dots, T_{50}$ 、滚珠故障特征  $T_1; T_2; \dots, T_{50}$  和正常振动信号特征  $T_1; T_2; \dots, T_{50}$ 。

以周期为横坐标,与其对应的各类故障前 3 个 PF 分量的特征值为纵坐标,则每个 PF 分量的特征如图 4 所示。

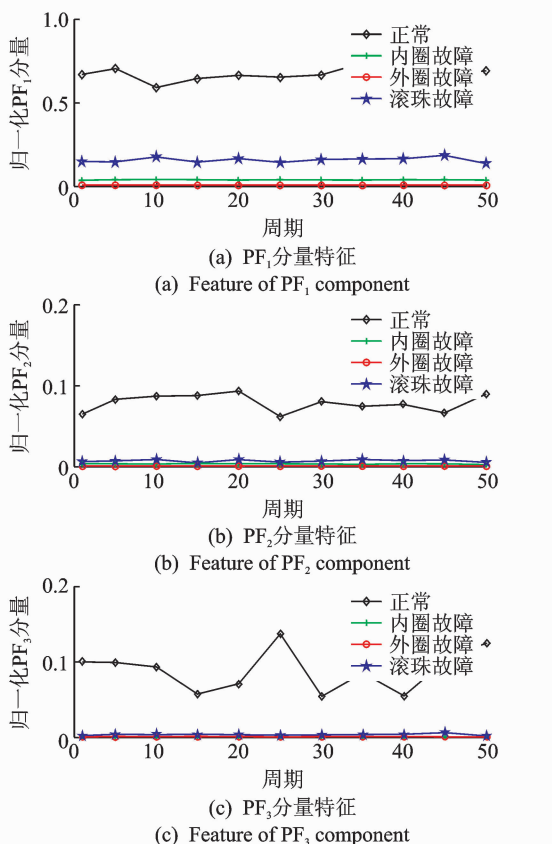


图 4 各 PF 分量特征

Fig. 4 Feature of each PF component

从图 4 可看出,PF<sub>1</sub>, PF<sub>2</sub> 和 PF<sub>3</sub> 分量外圈故障、内圈故障、滚珠故障和正常振动信号的特征间存在间隔不均衡和特征值波动现象。

#### 3.2.2 LMD 特征优化

为了消除 4 种状态间 PF<sub>1</sub>, PF<sub>2</sub> 和 PF<sub>3</sub> 特征间

隔不均衡现象,采用式(8)  $u$  律压扩公式,对图 4 中各 PF 分量特征进行压扩处理,经大量实验,  $u=200$  时压扩效果较好。针对各 PF 分量特征存在的波动现象,采用式(9)滑动平均公式,对图 4 中各类故障特征进行平滑处理。经  $u$  律压扩和滑动平均优化处理后的各 PF 分量特征如图 5 所示。

对比图 4 和图 5 可看出,经  $u$  律压扩和滑动平均优化处理后,各 PF 分量的各类故障特征明显优于未经优化处理的故障特征,提高了各类故障特征的有效性。

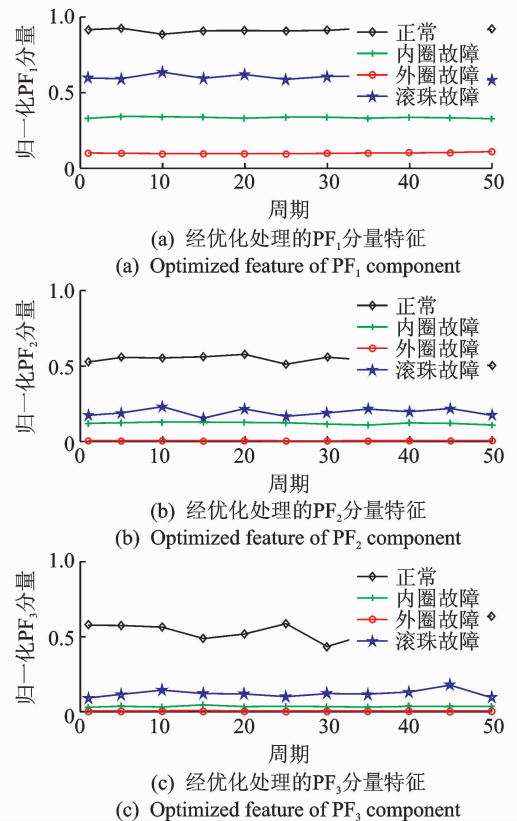


图 5 经优化处理的各 PF 分量特征

Fig. 5 Optimized feature of each PF component

## 4 应用实例

为了验证笔者方法的有效性,仍采用美国凯斯西储大学电气工程与计算机科学系轴承实验数据,提取 60 组周期能量特征和 LMD 特征,其中内圈故障、外圈故障、滚珠故障和正常振动信号特征各 15 组。设计一个四输入、四输出、分布密度为 0.3 和训练目标误差为  $1 \times 10^{-7}$  的 RBF 神经网络<sup>[9-10]</sup>。在 60 组特征中,取前 40 组(每种故障 10 组)作为训练样本,其余 20 组(每种故障 5 组)作为测试样本进行实验。

将周期能量和 LMD 特征非优化和优化后进行

对比实验,采用非优化的特征值对 RBF 神经网络进行训练,迭代 100 次达到目标精度,而采用优化后的特征值进行训练,迭代 50 次达到目标精度,说明优化的故障特征加快了 RBF 神经网络训练的速度。

为验证故障特征优化对提高故障诊断正确率的效果,分别用 20 组非优化和优化后的故障特征作为

测试样本进行测试实验,非优化特征进行故障诊断的结果如表 1 所示,优化特征进行故障诊断的结果如表 2 所示。对比表 1 和表 2 知,20 组未经优化测试样本有 2 组诊断错误(在表中以黑体标注),而经过优化的 20 组测试样本未出现诊断错误,证明笔者方法提高了轴承故障诊断正确率。

表 1 未经优化处理特征测试结果  
Tab.1 The test result of unoptimized feature

状态	序号	RBF 神经网络输入输出		期望目标
		未经优化处理特征输入	诊断结果输出	
正常	1	0.009 8,0.659 7,0.070 7,0.029 5	<b>0.899 0</b> , 0.004 4, 0.000 2,-0.003 6	(1,0,0,0)
	2	0.009 3,0.732 1,0.103 5,0.399 1	<b>0.993 0</b> , -0.012 5,-0.000 5, 0.019 9	
	3	0.011 7,0.481 8,0.023 5,0.063 1	<b>0.894 9</b> , 0.113 0, 0.002 5,-0.010 4	
	4	0.006 4,1.062 5,0.095 2,0.072 4	<b>0.789 5, 0.061 5, -0.059 2, 0.822 9</b>	
	5	0.010 8,0.622 0,0.079 5,0.025 2	<b>1.013 8</b> , -0.019 4, -0.000 7, 0.006 3	
内圈故障	1	0.163 5,0.035 3,0.002 8,0.000 4	-0.001 6, <b>1.006 5</b> , -0.000 5, -0.004 4	(0,1,0,0)
	2	0.145 1,0.041 2,0.004 1,0.001 1	0.004 5, <b>0.956 6</b> , -0.000 8, 0.039 7	
	3	0.183 4,0.031 9,0.003 0,0.000 4	-0.016 7, <b>1.039 2</b> , 0.002 8, -0.025 4	
	4	0.156 4,0.036 5,0.002 6,0.000 6	0.002 1, <b>0.983 2</b> , -0.000 9, 0.015 7	
	5	0.163 2,0.034 7,0.002 4,0.000 6	-0.003 7, <b>0.989 4</b> , -0.000 5, 0.004 8	
外圈故障	1	0.868 2,0.005 6,0.000 0,0.000 0	-0.000 7, 0.005 5, <b>1.000 1</b> , -0.004 9	(0,0,1,0)
	2	0.734 2,0.006 6,0.000 1,0.000 0	0.001 6, 0.019 1, <b>0.989 9</b> , -0.010 7	
	3	0.906 0,0.005 3,0.000 0,0.000 0	0.000 3,-0.002 8, <b>0.998 3</b> , 0.003 2	
	4	0.884 4,0.005 5,0.000 0,0.000 0	-0.000 3, 0.001 2, <b>0.998 6</b> , -0.000 5	
	5	0.803 3,0.006 1,0.000 0,0.000 0	-0.000 5, 0.025 2, <b>1.002 3</b> , -0.026 9	
滚珠故障	1	0.021 3,0.260 6,0.012 0,0.009 1	<b>0.191 0, 0.073 7, 0.733 4, 0.001 9</b>	(0,0,0,1)
	2	0.055 3,0.094 2,0.004 0,0.001 7	0.015 1, 0.163 5, 0.003 1, <b>0.818 3</b>	
	3	0.040 6,0.130 9,0.007 1,0.001 0	-0.012 0, 0.022 5, 0.000 7, <b>0.988 8</b>	
	4	0.042 9,0.123 6,0.005 5,0.002 0	-0.008 1, 0.039 7, 0.001 0, <b>0.967 4</b>	
	5	0.039 0,0.232 4,0.016 6,0.006 5	0.107 4,-0.050 2, 0.000 7, <b>0.942 1</b>	

表 2 经优化处理特征测试结果  
Tab.2 The test result of the optimized feature

状态	序号	RBF 神经网络输入输出		期望目标
		经优化预处理特征输入	诊断结果输出	
正常	1	0.150 5,0.907 8,0.551 8,0.531 2	<b>1.000 2</b> , -0.000 5,-0.000 0, 0.000 3	(1,0,0,0)
	2	0.156 0,0.907 9,0.519 5,0.576 5	<b>1.000 2</b> , 0.000 2,-0.000 1,-0.000 3	
	3	0.142 4,0.923 1,0.520 1,0.547 0	<b>0.999 9</b> , 0.000 2,-0.000 0,-0.000 0	
	4	0.147 9,0.926 0,0.536 2,0.515 7	<b>1.000 0</b> , 0.000 4, 0.000 2,-0.000 6	
	5	0.144 4,0.918 5,0.546 3,0.542 9	<b>0.991 9</b> , 0.002 6, 0.002 2, 0.003 3	
内圈故障	1	0.674 7,0.336 0,0.118 8,0.033 7	0.000 1, <b>0.999 4</b> , 0.000 1, 0.000 5	(0,1,0,0)
	2	0.685 4,0.332 1,0.118 4,0.032 5	-0.000 0, <b>1.000 6</b> , -0.000 2,-0.000 4	
	3	0.682 9,0.328 6,0.111 3,0.029 9	-0.000 2, <b>0.999 5</b> , 0.000 5, 0.000 1	
	4	0.689 6,0.327 3,0.106 3,0.027 9	-0.000 4, <b>0.997 6</b> , 0.001 9, 0.001 0	
	5	0.683 6,0.326 3,0.106 2,0.026 0	-0.000 6, <b>0.995 9</b> , 0.002 9, 0.001 7	
外圈故障	1	0.962 7,0.100 6,0.002 7,0.001 5	0.000 0, 0.002 2, <b>0.998 4</b> , -0.000 6	(0,0,1,0)
	2	0.968 1,0.099 5,0.002 5,0.001 3	-0.000 0, 0.000 9, <b>0.999 4</b> , -0.000 2	
	3	0.969 1,0.098 0,0.002 1,0.001 1	0.000 0, 0.000 3, <b>0.999 8</b> , -0.000 1	
	4	0.974 4,0.098 7,0.002 1,0.001 0	-0.000 0, 0.000 0, <b>0.999 9</b> , 0.000 1	
	5	0.967 1,0.101 0,0.002 5,0.000 9	-0.000 0, 0.001 3, <b>0.999 0</b> , -0.000 3	
滚珠故障	1	0.441 2,0.596 9,0.190 2,0.125 9	0.000 0,-0.000 3, 0.000 1, <b>1.000 2</b>	(0,0,0,1)
	2	0.434 7,0.576 2,0.184 0,0.096 2	0.000 6,-0.003 6, 0.000 2, <b>1.002 8</b>	
	3	0.471 6,0.583 0,0.196 5,0.094 4	-0.000 5, 0.012 7,-0.001 7, <b>0.989 5</b>	
	4	0.428 8,0.604 7,0.214 0,0.111 2	0.000 2, 0.001 5, 0.000 0, <b>0.998 3</b>	
	5	0.426 7,0.608 5,0.201 9,0.111 5	0.000 0, 0.000 1, 0.000 2, <b>0.999 7</b>	

## 5 结束语

笔者给出振动信号周期能量特征的定义和计算方法,对周期能量进行归一化,提高了不同故障间特征的可比性;进行  $u$  律压扩处理,调整不同故障间特征的间隔;进行滑动平均处理,消除不同故障间特征的波动。同理,对 LMD 特征进行压扩和滑动平均处理优化,消除了不同故障间各 PF 分量特征存在间隔不均衡和特征波动现象。在此基础上,将周期能量特征和优化的 LMD 特征相结合,提出了一种新的轴承故障诊断方法。经应用实例验证,该方法提高了神经网络的训练收敛速度和轴承故障诊断正确率,验证了方法的有效性和可行性。

### 参 考 文 献

- [1] Lee J H, Kim J, Kim H J. Development of enhanced Wigner Vile distribution function [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(2): 367-398.
- [2] Cohen L. Time-frequency distribution-a review [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1989, 77(7): 941-981.
- [3] Mallat S. A theory for multi-resolution signal decomposition, the wavelet representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [4] 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.
- [5] 樊昌信,曹丽娜. 通信原理[M]. 北京:国防工业出版社, 2011:251-253.
- [6] 杨斌,程军圣. 基于 LMD 和主分量分析的齿轮损伤识别方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2013, 33(5): 809-813.  
Yang Bin, Cheng Junsheng. Fault detection method for gear condition based on LMD method and principle component analysis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2013, 33(5): 809-813. (in Chinese)
- [7] 沈长春,朱忠奎,孔凡让,等. 形态学滤波方法改进及其在滚动轴承故障特征提取中的应用[J]. *振动工程学报*, 2012, 25(4): 468-473.  
Shen Changcun, Zhu Zhongkui, Kong Fanrang, et al. An improved morphological filtering method and its application in bearing fault feature extraction[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2012, 25(4): 468-473. (in Chinese)
- [8] 孙伟,熊邦书,黄建萍,等. 小波包降噪与 LMD 相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2012, 31(18): 153-156.  
Sun Wei, Xiong Bangshu, Huang Jianping, et al. Fault diagnosis of a rolling bearing using Wavelet packet de-noising and LMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(18): 153-156. (in Chinese)
- [9] Luan Qinghua, Zhu Changjun. Surface water quality evaluation using BP and RBF neural network [J]. *Journal of Software*, 2011, 6(12): 2528-2534.
- [10] 李方溪,陈桂明,朱露,等. 基于经验模态分解与 RBF 神经网络的混合预测[J]. *振动、测试与诊断*, 2012, 32(5): 817-822.  
Li Fangxi, Chen Guiming, Zhu Lu, et al. Hybrid prediction method based on empirical mode decomposition and RBF neural network [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(5): 817-822. (in Chinese)



**第一作者简介:**熊邦书,男,1968年5月生,博士、教授、硕士生导师。主要研究方向为直升机故障诊断、图像处理及应用。曾发表《小波包降噪与 LMD 相结合的滚动轴承故障诊断方法》(《振动与冲击》2012年第31卷第18期)等论文。  
E-mail: xiongb@s@126.com