

# 融合 Autogram 的共振解调和 1.5 维谱的滚动轴承复合故障诊断方法

王慧滨<sup>1,2</sup>, 剡昌锋<sup>1</sup>, 孟佳东<sup>1,3</sup>, 陈光亿<sup>1</sup>, 吴黎晓<sup>1</sup>

(1. 兰州理工大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 漳州卫生职业学院医学技术系, 福建 漳州 363000;  
3. 兰州交通大学铁道技术学院, 甘肃 兰州 730030)

**摘要:** 对滚动轴承复合故障进行诊断时, 通常采用先分离后诊断的信号处理方法, 由于故障特征信号相互耦合或干扰, 容易出现误诊或漏诊的现象, 针对该问题, 提出了基于 Autogram 的共振解调和 1.5 维谱的复合故障诊断方法, 能够在不分离复合故障信号的前提下识别故障类型。采用变分模态分解 (VMD) 对原始振动信号降噪, 提出了一种综合指标  $Z$  选取 VMD 的有效分量进行信号重构, 提高信号的信噪比; 使用 Autogram 算法确定共振频带中心频率和带宽, 对共振信号进行包络解调, 得到包络信号的 1.5 维谱, 根据 1.5 维谱中的故障特征来识别滚动轴承复合故障的类型。采用滚动轴承 3 种不同类型复合故障的实测信号验证了所提方法的可行性, 试验结果表明, 所提出的方法可以提高复合故障识别的准确性和直观性。

**关键词:** 复合故障诊断; 滚动轴承; VMD; Autogram; 1.5 维谱

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2022)06-1541-11

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2022.06.026

## 引言

在旋转机械装备实际使用过程中, 由于外部载荷作用和轴承性能退化, 滚动轴承内外圈和滚动体的磨损、剥落、裂纹等故障的出现具有随机性、并发性、继发性和隐蔽性等, 多种或者多点故障发生并存的情况成为常态, 表现为故障特征信号相互耦合。滚动轴承复合故障的产生给故障确诊带来更大的困难, 以往的单故障诊断方法很难适应复合故障模式下的故障诊断问题, 因此需要研究滚动轴承复合故障耦合机理, 分析故障特征变化规律, 提出故障特征分离与识别的方法, 对提高故障诊断的准确性具有重要意义。

目前复合故障的诊断方法主要有两类。第一类方法是将原始信号分解成多个不同分量信号, 通过选取不同分量信号, 提取和分析故障特征频率, 实现复合故障诊断。Wang 等<sup>[1]</sup>采用了盲源分离和经验模态分解相结合的方法, 成功诊断出滚动轴承复合故障。Tang 等<sup>[2]</sup>提出了一种基于变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 和盲源分离的滚动轴承复合故障诊断方法, 有效地分离了外圈和滚子的故障。Wan 等<sup>[3]</sup>采用快速谱峭度和

VMD 相结合的方法对复合故障进行诊断。Miao 等<sup>[4]</sup>提出了参数优化 VMD 的复合故障识别方法, 并成功应用到机车轴箱轴承复合故障诊断中。胡爱军等<sup>[5]</sup>采用 VMD 结合 1.5 维谱的方法对滚动轴承复合故障特征进行分离。

采用基于分量信号分析的方法进行复合故障识别, 分量信号的选取直接影响诊断的效果。选取有效分量信号分析诊断时, 峭度指标<sup>[6]</sup>、互相关系数<sup>[1]</sup>、相关峭度<sup>[5]</sup>、频带熵<sup>[7]</sup>、能量比<sup>[8]</sup>、包络谱特征因子<sup>[9]</sup>等指标均得到应用。因为复合故障信号的复杂性, 仅根据单个指标选取分量信号可能会出现分量选取不准确的问题; 同时, 复合故障信号分解后, 分量信号有时不仅仅以单一故障成分存在, 所以基于分析不同分量信号的复合故障诊断方法容易受到分量信号选取的影响, 如果选取不准确将导致诊断错误或漏诊<sup>[10]</sup>。

第二类方法是基于解卷积的方法。McDonald 等<sup>[11]</sup>提出了最大相关峭度解卷积 (Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD) 方法, 利用已知故障周期从故障信号中解卷积出周期性脉冲成分, 具有较好的滤波效果, 在齿轮故障诊断中取得了较好的效果。胡爱军等<sup>[12]</sup>提出了一种融合谱峭度和 MCKD 的滚动轴承复合故障诊断方法, 有效分离故

障成分。万书亭等<sup>[13]</sup>采用VMD和MCKD相结合的方法,有效分离滚动轴承内圈和外圈的故障。

尽管MCKD能较好地权衡周期性脉冲占据的比重,在复合故障诊断中得到了应用,但是该方法预设参数较多,滤波器长度和周期的选取决定着故障信号分离效果的好坏<sup>[14-15]</sup>。Tang等<sup>[16]</sup>采用布谷鸟搜索算法选取最优参数,提出了自适应MCKD的方法,能有效地识别出不同故障类型。Lyu等<sup>[17]</sup>采用量子遗传算法,自适应选择MCKD中滤波器长度和周期这两个关键参数,成功识别出齿轮轴承复合故障。McDonald等<sup>[18]</sup>又提出了多点最优最小熵解卷积(Multi-point Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted, MOMEDA)方法,适用于周期性故障特征提取。王志坚等<sup>[19]</sup>采用了多点峭度改进MOMEDA方法,能有效提取不同周期故障信号成分,并运用到齿轮箱复合故障诊断中。Wang等<sup>[20]</sup>通过优化滤波器长度和故障周期范围改进MOMEDA方法,有效识别了齿轮箱微弱复合故障。齐咏生等<sup>[21]</sup>采用自适应稀疏共振分解对信号进行预处理,利用MOMEDA进行滚动轴承复合故障诊断。利用解卷积分离复合故障信号,需要预先设置合理的参数或进行预处理,保证信号分离的准确性。但是在强噪声干扰的环境下,故障的瞬态冲击成分容易被轴的转频和倍频等谐波分量和噪声干扰,出现漏诊现象。

共振解调是提取故障特征的有效方法之一。郭俊等<sup>[22]</sup>提出基于特征频率强度选取最优共振带的滚动轴承早期故障诊断,但并没有应用于复合故障诊断中。Wan等<sup>[23]</sup>采用MCKD对原始信号滤波,结合快速谱峭度和共振解调方法,在轴承复合故障诊断中取得较好效果。该类方法<sup>[3,12,23]</sup>都是先分离信号,再对不同故障类型的信号分别选取共振带,其本质也是对单故障共振带的选取。因此,如何在分离故障信号的前提下有效选取复合故障的共振频带是目前研究的一个难点。

针对先分离后诊断的复合故障识别方法存在的局限性,为提高复合故障识别的准确性和直观性,本文提出了基于Autogram的共振解调和1.5维谱的复合故障诊断方法,能够在不分离复合故障信号的前提下识别故障类型。基于排列熵、峭度和相关系数三个指标,提出了一种新的综合指标 $Z$ 选取VMD分解后本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,进行信号重构,提高信噪比,降低背景噪声对诊断的影响;采用Autogram算法确定共振频带中心频率和带宽,对共振信号进行包络解调,得到包络信号的1.5维谱,根据1.5维谱中的故障特征来识别滚动轴承复合故障,采用滚动轴承3种不同类型复合故障的实测信号验证了所提方法的可行性。

## 1 基于Autogram的共振解调和1.5维谱的滚动轴承复合故障诊断方法

### 1.1 选取分量信号的综合指标 $Z$

排列熵是一种衡量一维时间序列复杂度的平均熵参数,根据Shannon熵,可定义为:

$$PE(m) = - \sum_{j=1}^J P_j \ln P_j \quad (1)$$

式中  $m$  代表嵌入维数; $J$ 代表符号序列的种类; $P_j$ 代表每一种符号序列出现的概率。

当  $P_j = \frac{1}{m!}$  时,  $PE(m)$  达到最大值  $\ln(m!)$ 。

采用  $\ln(m!)$  将  $PE(m)$  进行归一化处理,即:

$$PE = PE(m) / \ln(m!) \quad (2)$$

式中  $PE$  代表时间序列的规则程度,  $PE$  的取值范围为  $(0, 1]$ 。

$PE$  值越小,表示时间序列越规则稳定,  $PE$  值越大,说明时间序列越复杂随机。

峭度指标描述了振动信号的冲击特征,常被作为诊断滚动轴承故障的评判标准,但是在含有强脉冲噪声或高重复率瞬变的情况下,峭度指标用于故障诊断的有效性会降低。相关系数可以表示VMD分解后各子模态与原始信号的相关性,但是易受到噪声干扰。排列熵是一种检测时间序列随机性和动力学突变的方法,可以度量系统内部紊乱程度,可用于检测机械设备状态变化。但仅采用排列熵单一指标很难提取到微弱的故障特征信息。因此,构造一种融合峭度、相关系数和排列熵的综合指标 $Z$ ,其具体计算公式为:

$$Z_i = \frac{Kurtosis_i \times r_i}{PE_i} \quad (3)$$

式中  $Kurtosis$  为峭度值,  $r$  为相关系数,  $i$  为第  $i$  个分量。

综合指标 $Z$ 表示与原始信号相关的分量信号中含有周期性脉冲成分的丰富程度,  $Z$  值越大,表示对应的复合故障信息越丰富。

定义所有分量的综合指标平均值为  $\bar{Z}$ , 计算公式如下:

$$\bar{Z} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^k Z_i \quad (4)$$

式中  $K$  为经VMD分解后的模态分量个数;  $k$  为VMD的分解层数。

各指标的计算公式如表1所示,若  $Z_i \geq \bar{Z}$ , 则认为该模态分量为有效分量,并将有效分量进行重构。

指标 $Z$ 不仅考虑了VMD各分量信号的冲击特

表 1 各指标计算公式

Tab. 1 Calculation formula of each index

指标	计算公式
峭度	$Kurtosis = \frac{\sum_{i=1}^N [x(t_i) - \mu_x]^4}{\left[ \sum_{i=1}^N (x(t_i) - \mu_x)^2 \right]^2}$
相关系数	$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}}$
排列熵	$PE = \frac{-\sum_{j=1}^J P_j \ln P_j}{\ln(m!)}$

性,保证重构信号与原始信号的相关性,而且能够检测分量信号的随机性和动力学突变行为,使得重构信号能有效保留复合故障信息。

### 1.2 滚动轴承复合故障诊断方法和步骤

VMD 是一种非递归的信号分解方法,对于噪声表现出较好的鲁棒性,该方法涉及分解层数  $k$  和惩罚因子  $\alpha$  两个重要参数,综合考虑计算精度和效率<sup>[24]</sup>,设置  $k=4$  和  $\alpha=2000$ 。为准确选取 VMD 分解后的 IMF 分量,保证重构信号既能保留原信号中的故障信息,又能有效过滤噪声,提高信噪比,采用提出的综合指标  $Z$  选取 IMF 分量进行信号重构。

Autogram 是一种基于无偏自相关检测最佳解调频带的新方法,能够优化解调频带中心频率和带宽<sup>[25]</sup>。

本文提出了一种基于 Autogram 的共振解调和 1.5 维谱的滚动轴承复合故障诊断方法。为了准确提取复合故障信号,采用 Autogram 方法确定中心频率和带宽,选取有效的复合故障共振信号,对包络信号做 1.5 维谱分析,有效突出故障特征,提高复合故障识别的准确性和直观性。流程如图 1 所示,具体步骤如下:

- (1) 采集滚动轴承振动信号原始数据。
- (2) 对原始信号进行 VMD 分解,得到相应的模态分量。
- (3) 计算各 IMF 分量的综合指标  $Z$  及其均值,选取综合指标在均值之上的分量进行信号重构。
- (4) 采用 Autogram 确定滤波器参数,即中心频率和带宽,并进行带通滤波。
- (5) 计算共振信号的包络信号,对包络信号做 1.5 维谱分析,提取故障特征频率。
- (6) 将 1.5 维谱分析得到的特征频率与理论上的故障特征频率进行对比,识别出复合故障类型。

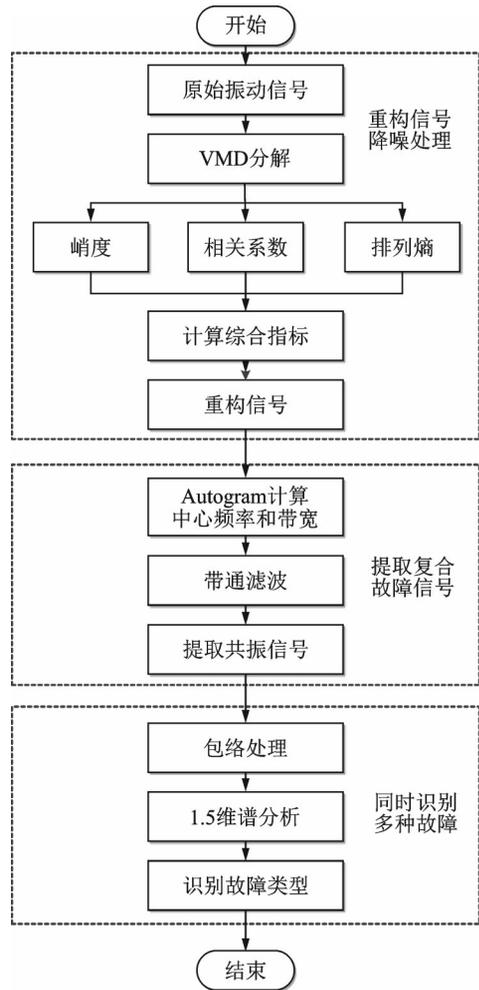


图 1 复合故障诊断流程图

Fig. 1 Flowchart of compound fault diagnosis

## 2 复合故障诊断方法的相关基本理论

### 2.1 变分模态分解原理

VMD 是由 Dragomiretskiy 等提出的一种自适应的准正交信号分解的方法<sup>[26]</sup>。VMD 可将多分量信号非递归地分解为多个带限本征模态函数。IMF 分量  $u_k(t)$  是 AM-FM 信号,定义为:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (5)$$

式中  $A_k(t)$  为信号包络,  $\phi_k(t)$  表示相位,为非减函数。瞬时频率  $\omega_k(t) = \phi_k'(t)$  是非负的,且变化慢于  $\phi_k(t)$ , VMD 由下式表示:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k = f \quad (6)$$

式中  $u_k$  为第  $k$  个模态,  $\omega_k$  为中心频率,  $\delta(t)$  为脉冲函数,  $f$  表示输入信号。

公式(6)由二次惩罚因子和拉格朗日乘子决定。增广拉格朗日方程如下式所示:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (7)$$

式中  $\alpha$  为二次惩罚因子,  $\lambda$  为拉格朗日乘子。

公式(7)由乘子交替方向法决定。从频谱中得到的模态如下:

$$\hat{u}_k(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (8)$$

VMD方法主要包括如下步骤:

1) 更新模态  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ :

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \hat{\lambda}^n(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (9)$$

2) 更新中心频率  $\omega_k^{n+1}$ :

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (10)$$

3) 当所有的  $\omega \geq 0$ , 更新为  $\hat{\lambda}^{n+1}$ :

$$\hat{\lambda}^{n+1} = \hat{\lambda}^n + \tau \left( \hat{f} - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1} \right) \quad (11)$$

当满足下式时:

$$\sum_{k=1}^K \left( \frac{\|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} \right) < \epsilon \quad (12)$$

停止更新。

## 2.2 Autogram 方法

Autogram是由Moshrefzadeh等<sup>[25]</sup>提出的一种方法,通过计算解调信号平方包络的无偏自相关信号的峭度值来选取包含故障信息的信号频带。

无偏自相关是基于信号平方包络进行计算的,计算公式如下:

$$\hat{R}_{xx}(\tau) = \frac{1}{N-q} \sum_{i=1}^{N-q} X(t_i) X(t_i + \tau) \quad (13)$$

式中  $X$  为信号的平方包络,  $N$  为原始信号总长度,  $q = 0, 1, \dots, N-1$ 。

为了量化频带内的信号脉冲, Autogram方法对传统的峭度方程进行了修改,如下式所示:

$$Kurtosis'(X) = \frac{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \left[ \hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau)) \right]^4}{\left[ \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \left[ \hat{R}_{xx}(i) - \min(\hat{R}_{xx}(\tau)) \right]^2 \right]^2} \quad (14)$$

通过寻找最大峭度值对应分量所处的频带,选出最佳解调频带。该方法克服了主观判断的缺点,所确定的复合故障共振信号的中心频率更准确,带宽也更合理,提取的故障信号更加准确。

## 2.3 1.5维谱

对于零均值的离散平稳随机过程  $x(n)$ , 其三阶累积量  $C(m_1, m_2)$  定义为:

$$C(m_1, m_2) = E[x(n)x(n+m_1)x(n+m_2)] \quad (15)$$

式中  $m_1, m_2$  为时间延迟变量,  $E[\cdot]$  表示数学期望。对于公式(15), 令  $m_1 = m_2 = m$ , 则三阶累积量的对角切片定义为:

$$C(m) = E[x(n)x(n+m)x(n+m)] \quad (16)$$

1.5维谱是三阶累积量对角切片的一维傅里叶变换, 即对  $C(m)$  进行一维傅里叶变换可得到  $x(n)$  的1.5维谱, 定义为:

$$B(\omega) = \sum_{-\infty}^{+\infty} C(m) \exp(-j\omega m) \quad (17)$$

1.5维谱具有抑制高斯噪声, 有效检测二次相位耦合特征, 强化信号基频分量等优势, 因此, 将1.5维谱运用于复合故障的诊断和分析中。

## 3 实例验证与结果分析

在Spectrum Quest Incorporated (SQI)公司生产的MFS试验台上测试具有复合故障的滚动轴承, 试验台如图2所示。三相交流电机通过柔性联轴器与驱动轴相联, 转轴两端各安装一个型号为ER-16K深沟轴承, 其中一端是复合故障轴承, 另一端是健康轴承, 轴承的具体相关参数如表2所示。通过在两个轴承中间安装5.1 kg转子盘施加50 N的径向载荷。采用3通道数据线连接信号采集器和加速度传感器, 并通过USB接口将信号传输到计算机, 以此采集振动信号。

测试用故障轴承的缺陷是采用激光蚀刻技术加工

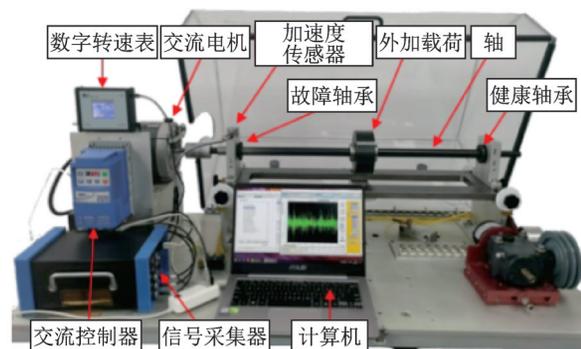


图2 MFS试验台  
Fig. 2 MFS test rig

表 2 ER-16K 深沟球轴承参数

**Tab. 2 Parameters of ER-16K deep groove ball bearing**

参数	数值
内滚道直径/mm	30.585
外滚道直径/mm	46.47
滚动体直径/mm	7.92
节圆直径/mm	38.51
球直径滚动体个数/个	9
径向游隙/mm	0.045

得到的,缺陷部位如图 3 所示,具体参数如表 3 所示。

实验中设置不同转速获取多组数据,设置采样频率为 15600 Hz,采样点数为 131072 个,随机选择一组数据中连续的 60000 个数据点进行分析。

根据滚动轴承故障特征频率计算公式<sup>[27]</sup>和相关参数得到不同转速下复合故障轴承的故障特征频率值如表 4 所示。以 3 种不同类型的滚动轴承复合故障实验验证所提出方法的可行性。



图 3 复合故障轴承缺陷部位

Fig. 3 Defect location of compound fault bearing

表 3 复合故障轴承缺陷参数

Tab. 3 Defect parameters of compound fault bearing

实验序号	内圈缺陷宽度/mm	外圈缺陷宽度/mm	球缺陷直径/mm	滚道和球缺陷深度/mm
1	0.6	0.6	-	0.25
2	1.2	-	0.6	0.25
3	1.2	1.2	1.2	0.25

表 4 不同转速下内圈、外圈、滚动体故障特征频率值

Tab. 4 Values of fault feature frequency for inner ring, outer ring and rolling element at different speeds

转速/(r·min <sup>-1</sup> )	故障频率/Hz		
	内圈	外圈	滚动体
900	82	54	35
1200	109	72	46

### 3.1 内圈和外圈复合故障

在 1200 r/min 时得到内圈和外圈复合故障(实验 1)振动信号的时域图如图 4 所示。从时域图中可以看到相应的冲击成分,但不能判定是单故障还是复合故障。采用 VMD 方法把原始信号分解成 4 个 IMF 分量,计算各分量综合指标 Z,结果如图 5 所示,选取综合指标 Z 在均值之上的 IMF1 和 IMF3 分量进行信号重构。采用 Autogram 方法得到中心频率为 6240 Hz,带宽为 960 Hz,如图 6 所示。利用所得中心频率和带宽对重构信号进行带通滤波,获取共振信号,并进行包络解调和 1.5 维谱分析,结果如图 7 所示。从图 7 中可以明显地看到外圈故障特征

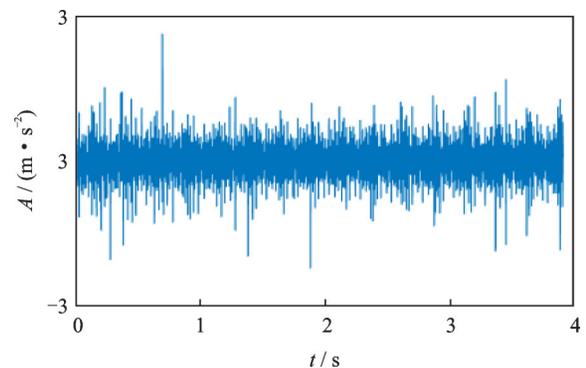


图 4 内圈和外圈复合故障原始信号时域图

Fig. 4 Compound fault of inner ring and outer ring original signal in time domain

频率  $f_{BPFO}$  及其 2 倍频  $2f_{BPFO}$  成分、内圈故障特征频率  $f_{BPFI}$  及其 2 倍频  $2f_{BPFI}$  成分,表明滚动轴承同时存在外圈故障和内圈故障。结果表明所提出的方法能够实现准确直观地诊断出复合故障的目的。

为了说明采用综合指标 Z 选取分量进行信号重构的优点,采用相关系数单一指标选取分量进行分析对比。从图 5 中得知,IMF2 和 IMF3 两个分量的

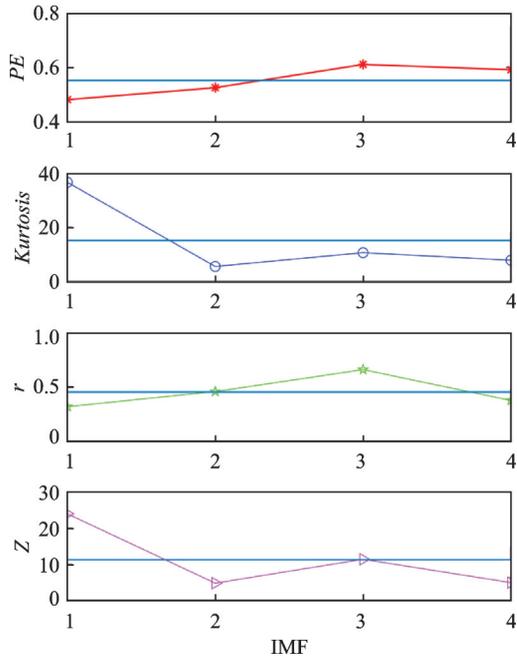


图5 内圈和外圈复合故障各分量指标图

Fig. 5 Component index of compound fault of inner ring and outer ring

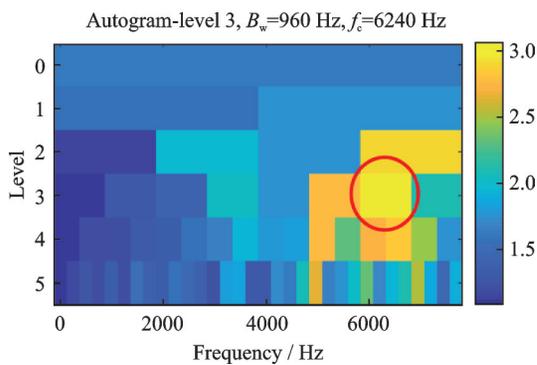


图6 内圈和外圈复合故障 Autogram

Fig. 6 Autogram of compound fault of inner ring and outer ring

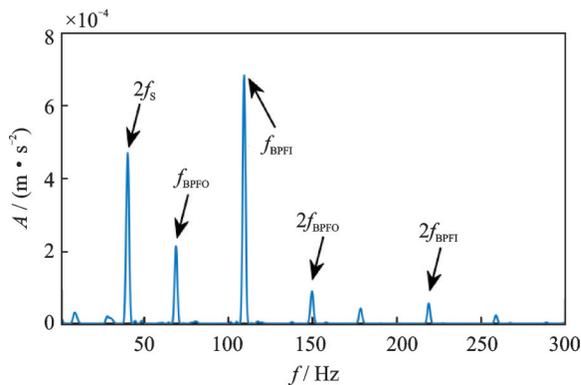


图7 内圈和外圈复合故障 1.5维包络谱

Fig. 7 1.5-dimension envelope spectrum of compound fault of inner ring and outer ring

相关系数值在均值之上,选取这2个分量进行信号重构,通过 Autogram 方法得到中心频率为 4320 Hz,带宽为 960 Hz。对重构信号滤波并进行 1.5 维包络

谱分析,所得结果如图 8 所示。图中仅能看到外圈故障特征频率,内圈故障特征频率及其 2 倍频则被淹没在其他干扰谱线中,不能有效准确地进行故障识别,表明所选分量尽管与原始信号相关性最大,但是包含的故障信息不够丰富,不能有效地识别出滚动轴承存在的故障。由此可见,综合指标  $Z$  能较为准确地判别含有复合故障信息的分量,采用综合指标  $Z$  选取分量进行信号重构,能有效地对原始信号进行降噪。

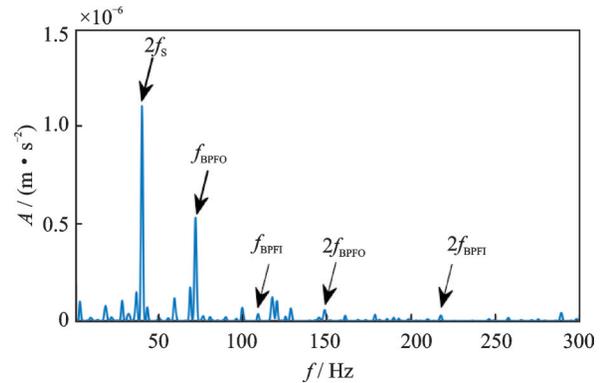


图8 基于相关系数的内圈和外圈复合故障 1.5 维包络谱

Fig. 8 1.5-dimension envelope spectrum of compound fault of inner ring and outer ring based on correlation coefficient

### 3.2 内圈和滚动体复合故障

为验证所提方法对含有两种故障信号强弱差异较大复合故障的识别效果,选取内圈和滚动体复合故障信号进行分析。通过试验发现,在内圈和滚动体缺陷宽度和深度一样的情况下,滚动体的故障信号相对微弱和不稳定,这可能是滚动轴承在运行过程中滚动体在不同位置时产生的冲击振动信号差异较大造成的,这给实际诊断造成了极大的困难。

为进一步扩大两种故障信号强弱的差异性,设计试验轴承滚动体缺陷宽度为 0.6 mm,小于内圈缺陷宽度 1.2 mm(如表 3 所示),从理论上使滚动体产生的故障信号比外圈产生的故障信号微弱。

在 900 r/min 时得到内圈和滚动体复合故障(实验 2)的振动信号的时域图如图 9 所示,存在冲击成分但是不明显。对该信号进行 VMD 分解,计算各分量指标,得到 IMF1 的综合指标为 101.8,在综合指标平均值 37.0 之上,采用 Autogram 方法对 IMF1 分量计算中心频率和带宽,结果如图 10 所示。

选择中心频率 3600 Hz 和带宽 480 Hz 进行滤波,对共振信号进行包络处理,并对包络信号进行 1.5 维谱分析,结果如图 11 所示。从图 11 中可以明显看出转频、滚动体故障特征频率、内圈的故障特征频率及其倍频,滚动体 2 倍频不是特别明显,但

仍然能清楚识别,结果表明所提出的方法可诊断出滚动轴承中同时存在内圈故障和滚动体故障,没有遗漏故障信号相对微弱的滚动体故障,能识别出同时含有两种故障信号强弱差异较大的复合故障。

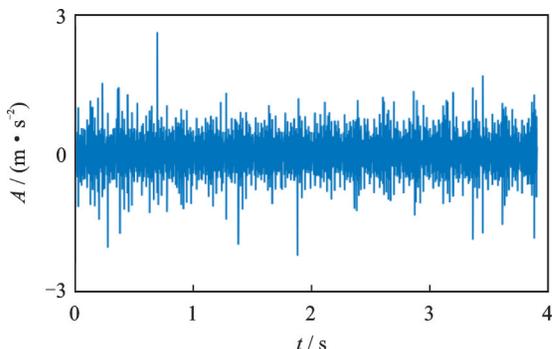


图 9 内圈和滚动体复合故障原始信号时域图

Fig. 9 Compound fault of inner ring and rolling element original signal in time domain

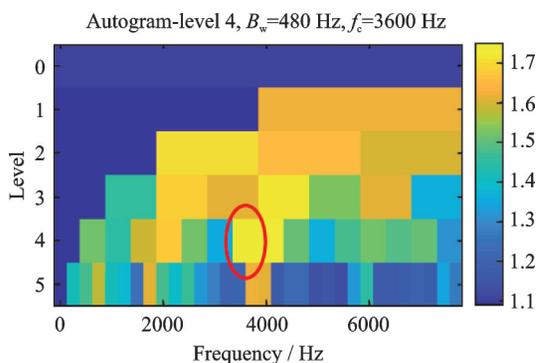


图 10 内圈和滚动体复合故障 Autogram

Fig. 10 Autogram of compound fault of inner ring and rolling element

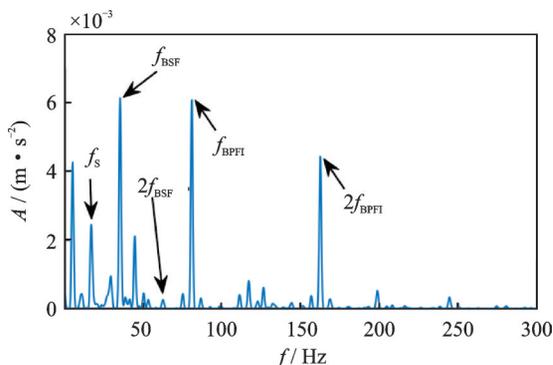


图 11 内圈和滚动体复合故障 1.5 维包络谱图

Fig. 11 1.5-dimension envelope spectrum of compound fault of inner ring and rolling element

### 3.3 内圈、外圈和滚动体复合故障

两种故障并存是复合故障中最为简单的一种形式,由于滚动轴承正常部位与缺陷部位的接触和相互撞击,容易产生新的故障从而演化成三种故障,特别是当滚动体存在故障时,与之接触的内圈和外圈

极易产生新故障,造成三种故障并存的故障状态,这也是实际工程中较为常见的一种复合故障类型。但是目前对滚动轴承复合故障诊断的研究较多地集中于两种故障并存的复合故障类型,相关的复合故障诊断方法应用到三种故障并存的复合故障中还相对较少。

在 1200 r/min 时得到内圈、外圈和滚动体三种故障(实验 3)的振动信号的时域图如图 12 所示,从时域图中可以看出冲击成分明显复杂。利用 VMD 方法分解原始信号并计算各分量的综合指标  $Z$ , IMF3 和 IMF4 的分量指标分别为 11.5 和 16.7,在平均综合指标 10.9 之上,选择 IMF3 和 IMF4 这两个分量进行信号重构,利用 Autogram 方法得到中心频率为 4440 Hz,带宽为 240 Hz,结果如图 13 所示。对重构信号滤波并进行包络处理,所得包络谱如图 14 所示,从图中虽然可以找出内圈、外圈和滚动体故障特征频率,但是仍然存在部分的干扰谱线,外圈故障特征频率及 2 倍频不够明显,被淹没在其他干扰谱线中,可见,通过包络谱图还难以直观地进行复合故障识别。

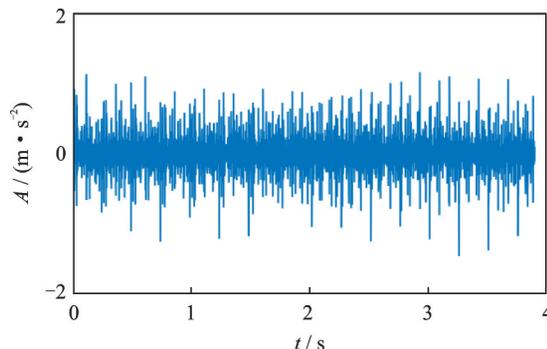


图 12 内圈、外圈和滚动体复合故障原始信号时域图

Fig. 12 Compound fault of inner ring, outer ring and rolling element original signal in time domain

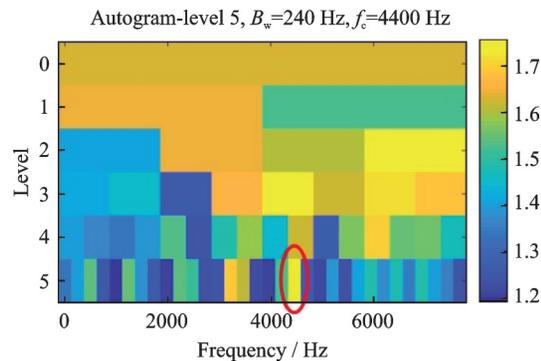


图 13 内圈、外圈和滚动体复合故障 Autogram

Fig. 13 Autogram of compound fault of inner ring, outer ring and rolling element original signal in time domain

为了强化故障频率特征,对包络信号进行 1.5 维谱分析,所得结果如图 15 所示。从图中可以明显看到转频、内圈、外圈和滚动体三种故障的故障特征频率及其 2 倍频,表明 1.5 维谱在抑制高斯噪声,检测二次相位耦合特征,强化信号基频分量方面具有明显优势,有助于复合故障诊断。

通过实验验证,本文所提方法不仅可以较好地诊断出含有内圈故障和外圈故障的复合故障,也能有效识别两种故障信号强弱差异较大的复合故障类型,特别是对同时存在内圈、外圈和滚动体三种故障并存的复合故障也能成功辨识,具有较好的普遍适用性和工程实际应用价值。

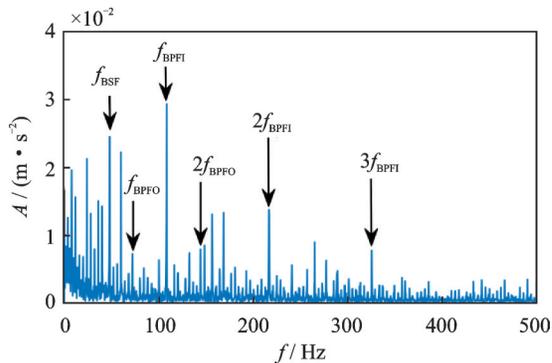


图 14 内圈、外圈和滚动体复合故障包络谱图

Fig. 14 Envelope spectrum of compound fault of inner ring, outer ring and rolling element

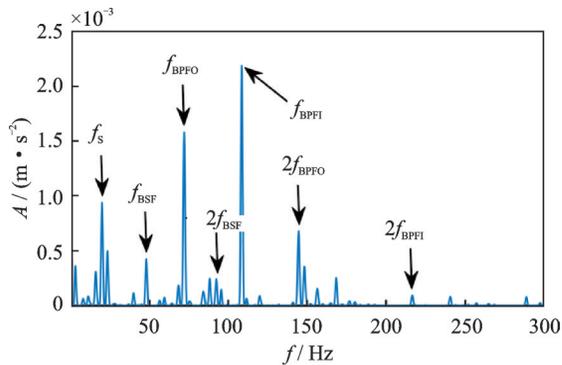


图 15 内圈、外圈和滚动体复合故障 1.5 维包络谱图

Fig. 15 1.5-dimension envelope spectrum of compound fault of inner ring, outer ring and rolling element

## 4 讨 论

为了进一步说明所提方法识别滚动轴承复合故障的可行性和适用性,选取更贴近实际磨损缺陷的故障试验数据——西安交通大学雷亚国教授课题组的 XJTU-SY Bearing Datasets 实验数据进一步验证分析,相关试验条件详见文献[28]。本文随机选取 Bearing 3\_2 这组数据中的一个样本(第 2000 个样本

传感器在垂直方向上获取的数据)进行分析。通过计算得到内圈、外圈和滚动体的故障特征频率分别为 197, 123 和 83 Hz。

该试验样本的时域信号如图 16 所示,能看到有冲击信号,但是不明显。对该信号进行 VMD 分解,计算各分量综合指标,得到 IMF1 的综合指标为 7.7,在综合平均值 3.1 之上,采用 Autogram 方法对 IMF1 分量计算,得到中心频率为 960 Hz,带宽为 1920 Hz,如图 17 所示。

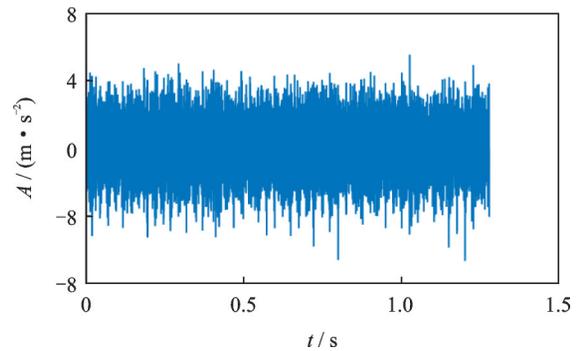


图 16 内圈、外圈和滚动体复合故障原始信号时域图

Fig. 16 Compound fault of inner ring, outer ring and rolling element original signal in time domain

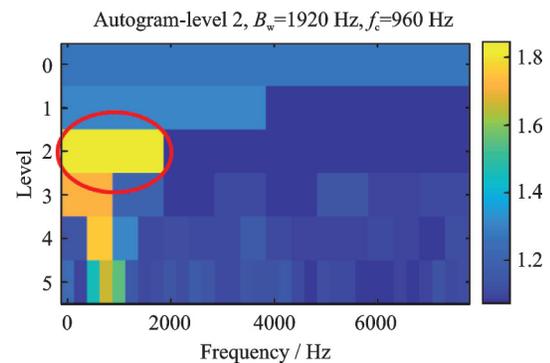


图 17 内圈、外圈和滚动体复合故障 Autogram

Fig. 17 Autogram of compound fault of inner ring, outer ring and rolling element original signal in time domain

对 IMF1 进行滤波提取共振信号,对共振信号进行 1.5 维包络谱分析,所得结果如图 18 所示,从图中可以明显看到转频、内圈、外圈和滚动体三种故障的故障特征频率及其 2 倍频,虽仍存在部分干扰谱线,但并不影响复合故障的诊断。

采用文献[13]中的诊断方法对该组试验数据进行诊断,选取相关系数最大的分量 IMF1 和峭度最大的分量 IMF3 进行信号重构。通过计算,内圈、外圈和滚动体的解卷积周期分别为  $T_{BPFI} = 130$ ,  $T_{BPFO} = 208$ ,  $T_{BSF} = 308$ ,选取滤波器长度分别为  $L_{BPFI} = 300$ ,  $L_{BPFO} = 180$ ,  $L_{BSF} = 80$ 。通过设置不同参数,采用 MCKD 方法分别提取内圈、外圈和滚动

体故障信号,并对其包络信号进行 1.5 维分析,所得结果分别如图 19~21 所示。

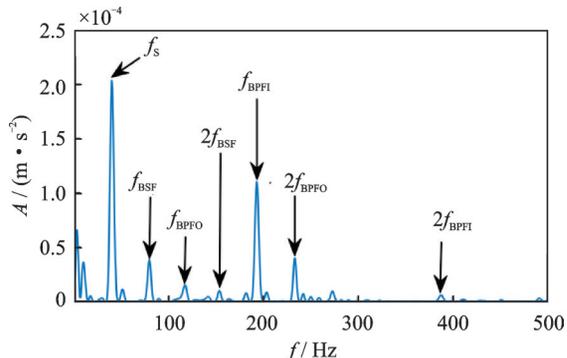


图 18 内圈、外圈和滚动体复合故障 1.5 维包络谱图  
Fig. 18 1.5-dimension envelope spectrum of compound fault of inner ring, outer ring and rolling element

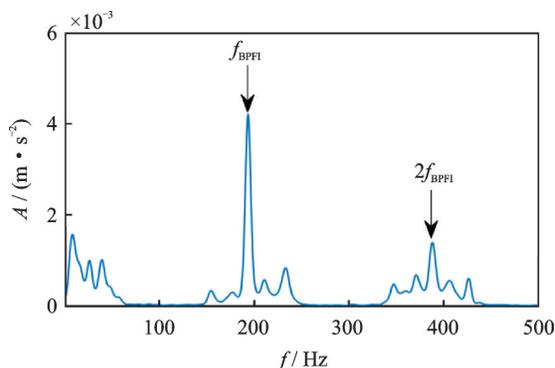


图 19 MCKD 方法提取内圈故障信号 1.5 维包络谱图  
Fig. 19 1.5-dimension envelope spectrum of inner ring fault signal extracted by MCKD

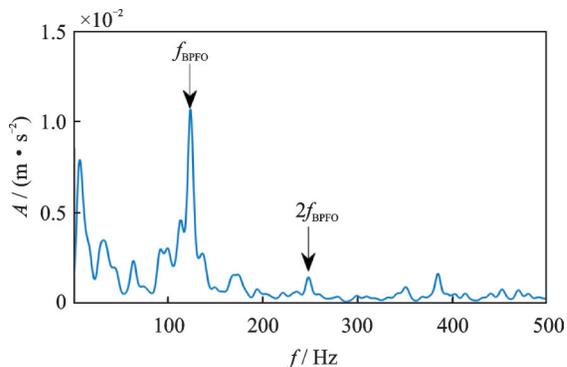


图 20 MCKD 方法提取外圈故障信号 1.5 维包络谱图  
Fig. 20 1.5-dimension envelope spectrum of outer ring fault signal extracted by MCKD

从图 19 中可以明显看到内圈故障特征频率及 2 倍频,说明有效地提取了内圈故障信号。从图 20 中可以看到外圈故障特征频率及 2 倍频,但 2 倍频不是很明显。图 21 中频谱线较为杂乱无规律,滚动体的特征频率被其他频谱线所干扰,不能有效识别故障,滚动体故障信号提取失败,说明采用该方法对此组实验数据进行故障诊断出现了漏诊现象。

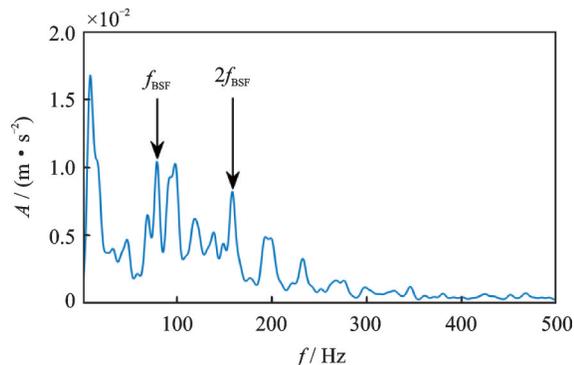


图 21 MCKD 方法提取滚动体故障信号 1.5 维包络谱图  
Fig. 21 1.5-dimension envelope spectrum of rolling element fault signal extracted by MCKD

这可能是由于设置的参数与实际运行工况中的参数存在不一致所导致的。经过对比可知,本文所提方法得出的故障特征频率更加突出明显,干扰谱线更少,能够准确诊断出不同类型故障,体现了所提方法的优点。

采用基于 MCKD 进行诊断时,周期参数是通过采样频率和故障特征频率计算得到,通过预设周期参数来验证是否存在该故障,周期和滤波器长度等参数的准确性又极大地限制了诊断的效果,这在一定程度上存在着局限性,要提高其在工程实际中的应用效果,还需进一步改进。

相比而言,本文所提的方法相对简单和直观,改变了传统的先分离后诊断的模式,无须对故障信号分离就可以有效识别复合故障类型。既可以避免基于分量信号分析的方法由于分量选取不准确造成误诊,又可以避免基于解卷积方法由于参数设置不合理导致信号分离效果不佳造成漏诊,有效克服了先分离后诊断的复合故障诊断方法的局限性,提高了滚动轴承复合故障诊断的准确性和有效性。

## 5 结 论

本文提出了基于 Autogram 共振解调和 1.5 维谱的滚动轴承复合故障诊断方法,采用滚动轴承 3 种不同类型复合故障的实测信号验证了所提方法的可行性。

(1) 提出了综合指标  $Z$ ,可以准确选择有效的 IMF 分量进行信号重构,降低了背景噪声的干扰。

(2) 采用基于 Autogram 共振解调和 1.5 维谱的方法可以有效识别多种复合故障,减少了漏诊和误诊的可能性。

该方法克服了先分离信号后诊断方法的局限性,具有一定的工程应用价值。

## 参考文献:

- [1] Wang H, Li R, Tang G, et al. A compound fault diagnosis for rolling bearings method based on blind source separation and ensemble empirical mode decomposition [J]. PLoS ONE, 2014, 9(10): 1-13.
- [2] Tang G, Luo G, Zhang W, et al. Underdetermined blind source separation with variational mode decomposition for compound roller bearing fault signals[J]. Sensors, 2016, 16(6): 897.
- [3] Wan S, Zhang X, Dou L. Compound fault diagnosis of bearings using improved fast spectral kurtosis with VMD[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(11): 5189-5199.
- [4] Miao Y, Zhao M, Lin J. Identification of mechanical compound-fault based on the improved parameter-adaptive variational mode decomposition [J]. ISA Transactions, 2019, 84: 82-95.
- [5] 胡爱军,白泽瑞,赵军. 参数优化VMD结合1.5维谱的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(11): 45-52.  
Hu Aijun, Bai Zerui, Zhao Jun. Compound fault features separation method of rolling bearing based on parameter optimization VMD and 1.5 dimension spectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(11): 45-52.
- [6] Lu H, Li W, Zhao X, et al. Fault feature extraction of flexible thin-walled bearings based on VMD and MOMEDA [C]. Proceedings of the 32nd Chinese Control and Decision Conference, CCDC, 2020: 2161-2166.
- [7] 李华,刘韬,伍星,等. EEMD和优化的频带熵应用于轴承故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 414-423.  
Li Hua, Liu Tao, Wu Xing, et al. EEMD and optimized frequency band entropy for fault feature extraction of bearings[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 414-423.
- [8] Chen G, Qie L, Zhang A, et al. Improved CICA algorithm used for single channel compound fault diagnosis of rolling bearings [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(1): 204-211.
- [9] 唐贵基,王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.  
Tang Guiji, Wang Xiaolong. Variational mode decomposition method and its application on incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648.
- [10] Jiang Y, Tang C, Zhang X, et al. A novel rolling bearing defect detection method based on bispectrum analysis and cloud model-improved EEMD [J]. IEEE Access, 2020, 8: 24323-24333.
- [11] McDonald G L, Zhao Q, Zuo M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [12] 胡爱军,赵军,孙尚飞,等. 基于谱峭度和最大相关峭度解卷积的滚动轴承复合故障特征分离方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 158-165.  
Hu Aijun, Zhao Jun, Sun Shangfei, et al. A compound fault features separation method of rolling bearing based on spectral kurtosis combined with maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(4): 158-165.
- [13] 万书亭,张雄,豆龙江. 强噪声干扰下的滚动轴承复合故障分离方法研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2018, 49(8): 1950-1959.  
Wan Shuting, Zhang Xiong, Dou Longjiang. Separation of composite rolling bearings fault features with strong noise interference [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2018, 49(8): 1950-1959.
- [14] 杨斌,张家玮,樊改荣,等. 最优参数MCKD与ELMD在轴承复合故障诊断中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(11): 59-67.  
Yang Bin, Zhang Jiawei, Fan Gairong, et al. Application of OPMCKD and ELMD in bearing compound fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(11): 59-67.
- [15] Miao Y, Zhao M, Lin J, et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 173-195.
- [16] Tang G, Wang X, He Y. Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(1): 43-54.
- [17] Lyu X, Hu Z, Zhou H, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis[J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2019, 139: 236-248.
- [18] McDonald G L, Zhao Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [19] 王志坚,王俊元,赵志芳,等. 基于MKurt-MOMEDA的齿轮箱复合故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(4): 830-834.  
Wang Zhijian, Wang Junyuan, Zhao Zhifang, et al. Composite fault feature extraction of gear box based on MKurt-MOMEDA [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(4): 830-834.
- [20] Wang C, Li H, Ou J, et al. Identification of planetary

- gearbox weak compound fault based on parallel dual-parameter optimized resonance sparse decomposition and improved MOMEDA [J]. *Measurement*, 2020, 165: 108079.
- [21] 齐咏生,樊信,李永亭,等.一种改进的解卷积算法及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J].*振动与冲击*, 2020, 39(21): 140-150.
- Qi Yongsheng, Fan Ji, Li Yongting, et al. An improved deconvolution algorithm and its application in compound fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(21): 140-150.
- [22] 郭俊,黄慧杰,王新,等.最优共振带提取与 1.5 维谱的滚动轴承早期故障诊断方法[J].*机械设计与制造*, 2019(5): 178-181.
- Guo Jun, Huang Huijie, Wang Xin, et al. The method optimal resonance band extraction and 1.5 dimensional spectrum for early fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2019(5): 178-181.
- [23] Wan S, Zhang X, Dou L, et al. Compound fault diagnosis of bearings using an improved spectral kurtosis by MCDK [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, 2018: 1-12.
- [24] Li Q, Yan C, Wang W, et al. Health indicator construction based on MD-CUMSUM with multi-domain features selection for rolling element bearing fault diagnosis[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 138528-138540.
- [25] Moshrefzadeh A, Fasana A. The Autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 105: 294-318.
- [26] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [27] Chegini S N, Manjili M J H, Bagheri A. New fault diagnosis approaches for detecting the bearing slight degradation[J]. *Meccanica*, 2020, 55(1): 261-286.
- [28] Wang B, Lei Y, Li N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69(1): 401-412.

## Compound fault diagnosis method of rolling bearings by Autogram resonance demodulation and 1.5-dimensional spectrum

WANG Hui-bin<sup>1,2</sup>, YAN Chang-feng<sup>1</sup>, MENG Jia-dong<sup>1,3</sup>, CHEN Guang-yi<sup>1</sup>, WU Li-xiao<sup>1</sup>

(1.School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2.Department of Medical Technology, Zhangzhou Health Vocational College, Zhangzhou 363000, China;

3.Institute of Railway Technology, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730030, China)

**Abstract:** When diagnosing compound faults of rolling bearings, the signal processing method of separation is usually used before diagnosis. Because of mutual coupling or interference of fault characteristic signals, it is easy to misdiagnose or miss diagnosis. Aiming at this problem, a compound fault diagnosis method based on Autogram resonance demodulation and 1.5-dimensional spectrum is proposed, which can identify fault types without separating compound fault signals. The original vibration signal is denoised by using variational mode decomposition (VMD), and a comprehensive index  $Z$  is proposed to select the effective components of VMD for signal reconstruction to improve the signal to noise ratio. The Autogram algorithm is used to determine the center frequency and bandwidth of the resonance frequency band, and the envelope demodulation of the resonance signal is carried out to obtain the 1.5-dimensional spectrum of the envelope signal. The types of rolling bearing composite faults are identified according to the fault features in the 1.5-dimensional spectrum. The feasibility of the proposed method is verified by the measured signals of rolling bearings with three different types of compound faults. The experimental results show that the proposed method can improve the accuracy and intuition of composite fault identification, and has certain application value in engineering practice.

**Key words:** compound fault diagnosis; rolling bearing; VMD; Autogram; 1.5-dimensional spectrum

**作者简介:** 王慧滨(1986—),男,博士研究生。电话:18850253606;E-mail:wanghuibin0109@163.com。

**通讯作者:** 剡昌锋(1974—),男,博士,研究员,博士生导师。电话:15101277698;E-mail:changf\_yan@163.com。