

基于改进稀疏表征的轴箱轴承故障诊断算法*

闫磊^{1,2}, 陈春俊¹, 周秋阳³, 易彩⁴, 张卫华⁴

(1. 西南交通大学机械工程学院 成都, 610031)

(2. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司 青岛, 266111)

(3. 中车工业研究院有限公司 北京, 100071)

(4. 西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室 成都, 610031)

摘要 高速列车转向架中轴箱轴承的时域信号复杂且干扰显著, 为了实现从中提取有效故障信息, 构建了一种改进的稀疏表征分析框架, 并提出一种融合快速迭代滤波和字典学习机制的自适应稀疏特征提取算法。首先, 将仿真信号和试验信号的处理结果进行了对比; 其次, 引入循环提取策略, 使得算法具备识别多种并发故障特征的能力; 最后, 在该框架中设计了多种自适应筛选准则, 进一步增强了稀疏表征方法在故障特征提取过程中的灵活性和适应性。结果表明, 所提算法在故障特征原子学习的鲁棒性方面相较传统字典学习模型有显著提升, 验证了算法的有效性。

关键词 高速列车; 轴箱轴承; 稀疏表征; 自适应故障特征提取

中图分类号 TH133.33

0 引言

高速列车转向架中的轴箱轴承作为核心旋转部件, 在运行过程中起着承载轮对并传递行驶动力的双重功能, 其性能状态直接关系到列车运行的安全性和稳定性^[1]。该类轴承通常处于高载、高速的服役环境中, 极易产生疲劳磨损、表面剥落、点蚀以及擦伤等故障, 这些问题若未及时发现, 将会威胁整车的安全运行。因此, 发展高速列车轴箱轴承故障诊断技术刻不容缓^[2]。由于振动信号中常混杂有较强噪声和谐波成分, 因此从中准确提取故障脉冲信息是当前信号处理中的难点。稀疏表征技术是一种面向特定信号片段进行精细分析的处理工具, 能够抑制冗余干扰成分, 突出关键信号内容, 有效提取具备稀疏结构特征的信息^[3]。在轴承故障发生时, 其对应的脉冲响应信号通常在完整的时域信号范围内呈现出显著的周期性重复特征和稀疏分布特性, 这种特征与稀疏表征技术的核心理念高度吻合, 使得稀疏表征技术在此类时域故障脉冲特征提取中具有适用性。

当前, 研究人员围绕稀疏表征技术在轴承故障识别中的应用展开了许多研究。He 等^[4]提出了一种结合带宽优化机制的卷积型字典学习方法, 该方法不仅具备识别故障共振频带的能力, 还能有效抑制

与其频率区间重叠的噪声干扰, 提升了高速列车轴箱轴承脉冲信号的特征表现。Sun 等^[5]利用 Laplace 小波设计了一种参数化的脉冲字典, 克服了传统 Gabor 字典难以准确表征轴承故障冲击特征的局限性, 并且在正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, 简称 OMP) 算法中建立了适应性迭代终止机制, 有效改进了原有噪声评估策略的局限性。Qin 等^[6]设计了一种融合改进 OMP 与一维结合 K-means 聚类 and 奇异值分解 (K-means singular value decomposition, 简称 KSVD) 算法的瞬态特征识别方法, 用于旋转机械的初期故障检测, 该算法在提高瞬态信号特征提取效率的同时, 也在故障识别准确性方面表现出良好效果。Huang 等^[7]提出了一种交替方向乘子结合正交匹配追踪 (alternating direction method of multipliers-orthogonal matching pursuit, 简称 ADOMP) 的算法, 其核心在于利用信号的先验信息构建基于谐波乘积谱的峭度评价指标, 从而实现周期特征提取效果的量化评估, 并据此优化关键参数的设定, 形成面向周期成分识别的改进型 ADOMP 算法。Hou 等^[8]采用特征符号搜索算法代替传统 L₀ 范数优化, 避免了求解过程陷入局部极值的问题, 该算法与近似 KSVD 算法相结合, 在轴承信号降噪处

* 国家自然科学基金资助项目 (52505133, 52272355); 四川省自然科学基金资助项目 (2022NSFSC1918, 2023YFG0065); 牵引动力国家重点实验室自主课题资助项目 (2020TPL-T14)

收稿日期: 2025-03-25; 修回日期: 2025-10-15

理和早期微弱故障提取中取得了优异效果。Zhou等^[9]基于移不变字典学习理论,构建了轴承故障信号自适应特征提取框架,通过隐式马尔科夫模型开展故障模式分类识别,达到了较高的诊断精度。

虽然稀疏表征方法在轴承故障识别方面已取得初步成效,但仍有一些问题需要进一步加以研究和解决。

1) 高速列车轴箱轴承在运行过程中,其振动行为往往由多个因素共同作用而引发,包括滚动体局部缺陷、车轮多边形以及轨道几何不平顺等多种故障形式,这些损伤特征会通过不同途径耦合体现在采集的振动信号中。实测信号往往包含大量噪声和各类干扰分量,如高频正弦成分与低频谐波信号等。一旦这些干扰分量的能量比例过大,传统稀疏表征模型在字典原子的学习阶段难以准确捕捉故障特征,进而影响到关键脉冲信息的提取效果。

2) 大多数稀疏表征模型主要适用于提取单一类型故障特征,对于多种故障同时存在的情况,其检测能力仍显不足。当轴箱轴承发生多故障并发时,各部件产生的脉冲信号在能量上往往存在差异,若直接应用常规稀疏表征算法,通常只能有效识别能量较强的特征信号,而能量偏弱的故障信息易被系统误判为背景噪声,从而导致部分故障类型被漏检。因此,亟需构建可同时处理单一与多重故障情形的稀疏表征提取框架,以提升算法在复杂工况下的诊断可靠性。

3) 在现有的稀疏表征算法体系中,由于对计算结果产生重要影响的核心参数往往难以在运算开始前精确确定,因此有必要构建合理的评价机制,以提升稀疏表征模型在处理单一及多种故障场景时对关键参数的自动调节与获取能力,从而增强其运算过程中的自适应性。

针对以上问题,本研究对原有稀疏表征框架进行了改进,提出了一种融合快速迭代滤波与字典学习机制的自适应稀疏特征提取方法,用于实现故障信息的有效识别。

1 基本理论

1.1 基于 L_1 范数的稀疏表征框架

鉴于滚动轴承故障信号中脉冲成分具有稀疏分布特征,可通过字典原子与对应稀疏系数的联合建模方式,实现对原始观测信号的稀疏表达,即

$$\mathbf{y}_0 = \mathbf{D}\mathbf{Z} + \mathbf{e} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{y}_0$ 为采集到的原始信号; $\mathbf{e}$ 为测量中的噪声项; $\mathbf{D}$ 为构建的字典原子矩阵; $\mathbf{Z}$ 为对应的稀疏系数矩阵。

针对故障脉冲特征的稀疏表示问题,可采用 L_0 范数作为稀疏性度量函数进行优化求解^[10],即

$$\min_{\mathbf{Z}} \|\mathbf{Z}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{Z}\|_2 \leq T \quad (2)$$

其中: T 为预设的目标误差项。

实际上,采用 L_1 范数对稀疏问题进行求解时,相较于严格的约束形式,其提供了一种更为宽松的替代方式,使得原本非凸的问题可转化为凸优化形式,从而具备获取全局最优解的可能性^[11]。在具体优化过程中,其目标函数可以表示为

$$\min_{\mathbf{Z}} \|\mathbf{Z}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{Z}\|_2 \leq T \quad (3)$$

引入惩罚因子 ρ 用于弱化原始约束条件,从而可将该优化问题转化为无约束形式的目标函数表达,即

$$\{\hat{\mathbf{D}}, \hat{\mathbf{Z}}\} = \arg \min_{\mathbf{D}, \mathbf{Z}} \left(\frac{\rho}{2} \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{Z}\|_2^2 + \|\mathbf{Z}\|_1 \right) \quad (4)$$

为降低优化运算的复杂度,将原始观测信号分割为多个部分重叠的短时子信号,假设子信号构成的集合为 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_L] \in \mathbf{R}^{b \times l}$,相应的字典矩阵和稀疏系数矩阵分别为 $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_K] \in \mathbf{R}^{b \times k}$ 和 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_L] \in \mathbf{R}^{k \times l}$,则式(4)可以转化为

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{D}}, \hat{\mathbf{z}}_i\} &= \arg \min \left(\frac{\rho}{2} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\mathbf{z}_i\|_2^2 + \|\mathbf{z}_i\|_1 \right) \\ \text{s.t.} \quad \|\mathbf{d}_j\|_F^2 &= 1 \quad (j=1, 2, \dots, K; i=1, 2, \dots, L) \end{aligned} \quad (5)$$

针对式(5)中的稀疏表征优化问题,本研究构建了融合分裂Bregman算法^[12]和近似KSVD^[13]的特征提取框架(SB-AKSVD),用于轴承故障信号的稀疏分解。对于 L_1 范数正则化的无约束优化问题,其一般的表达形式为

$$\min \|\mathbf{u}\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2^2 \quad (6)$$

引入一个中间变量 $\mathbf{f} \in \mathbf{R}^n$,将式(6)转换为

$$\min \|\mathbf{f}\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{f} = \mathbf{u} \quad (7)$$

$$\min \|\mathbf{f}\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{f} - \mathbf{u}\|_2^2 \quad (8)$$

在分裂Bregman算法中,可以将式(8)转化为一种简洁的迭代模式,即

$$\begin{aligned} (\mathbf{u}^{k+1}, \mathbf{f}^{k+1}) &= \min_{\mathbf{u}, \mathbf{f}} \|\mathbf{f}\|_1 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2^2 + \\ &\quad \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{f} - \mathbf{u}\|_2^2 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{w}^{k+1} = \mathbf{w}^k + (\mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{f}^{k+1}) \quad (10)$$

其中: $\mathbf{w} \in \mathbf{R}^n$,为迭代变量。

式(9)中涉及 L_1 和 L_2 正则化项,该项包含两个解耦的自变量,在迭代求解过程中,通过固定一个变

量来更新另一个变量,借助此交替优化思想,式(9)可拆分为两个独立的迭代过程,从而实现求解,即

$$\mathbf{u}^{k+1} = \min_{\mathbf{u}} \frac{\rho}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{f}^k - \mathbf{u} - \mathbf{w}^k\|_2^2 \quad (11)$$

$$\mathbf{f}^{k+1} = \min_{\mathbf{f}} \|\mathbf{f}\|_1 + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{f} - \mathbf{u}^{k+1} - \mathbf{w}^k\|_2^2 \quad (12)$$

基于 L_1 正则化稀疏编码阶段结束后,通过所得稀疏系数矩阵对字典原子进行迭代优化。KSVD算法由Aharon等^[10]提出,该自适应字典学习框架的优化准则为最小化重构误差。字典更新迭代中,相应的目标函数可被进一步简化为

$$\begin{aligned} (D, Z) &= \arg \min_{D, Z} \|Y - DZ\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|d_j\|_2^2 &= 1 \quad (j = 1, 2, \dots, K) \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)可以表示为

$$\begin{aligned} \min \|Y - DZ\|_2^2 &= \min \left\| Y - \sum_{j=1}^K d_j z_T^j \right\|_2^2 = \\ \min \left\| \left(Y - \sum_{j=1, j \neq i}^K d_j z_T^j \right) - d_i z_T^i \right\|_2^2 &= \min \|E_i - d_i z_T^i\|_2^2 \\ \text{s.t. } \|d_j\|_2^2 &= 1 \quad (j = 1, 2, \dots, K) \end{aligned} \quad (14)$$

其中: $z_T^i \in R^{1 \times l}$,为 Z 的第 j 行系数。

定义 z_T^i 中非零元素的索引集合为 $\varphi_i = \{v | z_T^i(v) \neq 0, 1 \leq v \leq l\}$, $n_0(\varphi_i)$ 表示 z_T^i 中非零元素的个数,由式(14)可重新表达为仅利用被激活字典原子 d_j 参与求解的形式,即

$$\min \|E_i \Phi_i - d_i z_T^i \Phi_i\|_2^2 = \min \|E_i^R - d_i z_T^{iR}\|_2^2 \quad (15)$$

其中: Φ_i 为 $l \times n_0(\varphi_i)$ 的矩阵。

在 $(\varphi_i(\alpha), \alpha)$ 位置索引处元素赋值为1,其余各处元素赋值为0,其中 $\alpha = 0, 1, \dots, n_0(\varphi_i)$ 。 $z_T^{iR} = z_T^i \Phi_i$,是将行向量 z_T^i 简化为剔除0值后的紧凑向量, $E_i^R = E_i \Phi_i$ 表示选择与激活原子 d_j 相对应的误差项,实现字典原子的迭代更新。对于式(15)所示的 d_i 和 z_T^{iR} 参数更新问题,可以采用近似KSVD进行求解,即

$$\begin{cases} d_i = E_i^R (z_T^{iR})^T / \|E_i^R (z_T^{iR})^T\|_2 \\ (z_T^{iR})^T = (E_i^R)^T d_i \end{cases} \quad (16)$$

1.2 快速迭代滤波

与噪声分量相比,若振动信号中谐波干扰的能量占比较高,往往会影响稀疏表征过程中字典学习算法对稀疏结构故障特征的识别与提取。因此,有必要引入更为先进的非平稳信号分解方法对原始信

号进行预处理,以削弱谐波干扰对故障脉冲原子学习的干扰效应。本研究选用Cicone等^[14]提出的快速迭代滤波(fast iterative filtering,简称FIF)算法,作为信号预处理的关键步骤。

在传统迭代滤波框架中,针对一组已知的待分解信号 $s(x)$, $\mathcal{L}_n(s)(x)$ 表示信号 $s(x)$ 与低通滤波器之间的卷积运算,其对应的数学表达式为

$$\mathcal{L}_n(s)(x) = \int_{-l_n}^{l_n} s(x+t) \omega_n(t) dt \quad (17)$$

其中: $\omega_n(t)$ 表示长度为 $2l_n$ 的低通滤波函数。

该滤波器具有良好的紧密支撑特性,且其两端在时间轴上平稳衰减,有效抑制了由振荡特性引发的干扰项。滤波器长度 l_n 的具体计算式为

$$l_n = 2 \lfloor \alpha(N/k) \rfloor \quad (18)$$

其中: N 为输入信号的采样总点数; k 为被分解信号中的极值数量;常数 α 一般设定为接近1.6; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示将正实数取整至最靠近0的整数。

传统的迭代滤波算法包含内外两个循环结构。外层循环负责聚合内层提取出的各阶本征模态函数(intrinsic mode function,简称IMF)分量,并判断是否满足极值数量变化的终止条件。内层循环则依据特定停止准则对单个IMF分量进行提取,其终止准则可表述为

$$SD = \|H_n - H_{n-1}\|_2 / \|H_{n-1}\|_2 \quad (SD \leq \epsilon) \quad (19)$$

$$H_n = s_n(x) - \int_{-l_n}^{l_n} s_n(x+t) \omega_n(t) dt = s_{n+1}(x) \quad (20)$$

其中: H_n 表示第 n 次迭代中采用的波动运算符; ϵ 为预先设定的阈值控制参数。

FIF算法遵循了基础的迭代滤波算法所建立的循环结构,二者的差异在于FIF算法采用了离散形式,基于快速傅里叶变换的计算框架,获得了IMF分量的有效提取和后续处理。在该算法中,滤波函数 $\omega_n(u)$ 的表达式为

$$\begin{aligned} \omega_n(u) &= \omega(g^{-1}(u)) / \int_{-1}^1 \omega(t) |g'_n(t)| dt \\ (\omega_n(u) &\in [-l_n, l_n]) \end{aligned} \quad (21)$$

其中: g_n 为一个单调且可逆的缩放函数; l_n 为滤波器支撑区间长度的一半。

在满足线性缩放条件的前提下, $g^{-1}(u) = u/l_n$, $g'_n(t) = l_n$,因此式(21)可以进一步简化为

$$\omega_n(u) = \omega(u/l_n) / l_n \quad (22)$$

假定对离散信号 $s(x)$ 进行 M 点采样处理,即

$$x_j = j/(M-1) \quad (j = 0, 1, \dots, M-1) \quad (23)$$

因此,需将信号分解为一系列IMF分量 $s =$

$[s(x_j)]_{j=0}^{M-1}$,此时迭代滤波每个波动算子的更新为

$$s_{n+1}(x_i) = s_n(x_i) - \sum_{j=0}^{M-1} s_n(x_j) \omega_n(|x_i - x_j|) / M \quad (i=0, 1, \dots, M-1) \quad (24)$$

IMF分量间满足 $\|s_{n+1} - s_n\|_2 < \delta$, 其中 $\delta > 0$ 为固定的一个收敛值。为满足迭代终止条件并获得一个IMF分量,最小迭代次数 N_0 需满足

$$N_0^{N_0} / (N_0 + 1)^{N_0+1} < \delta / \|\tilde{s}\|_\infty \sqrt{M-1-k} \quad (25)$$

其中: $k \in \{0, 1, \dots, M-1\}$; $\tilde{s} = U^T s$ 。

运算过程中需要满足的停止条件为 $\|s_{n+1} - s_n\|_2 / \|s_n\|_2$ 小于或等于 δ 。在得到迭代次数后可以进行如下计算

$$\text{IMF} = U P \text{diag}(0, (1 - \lambda_1)^{N_0}, \dots, (1 - \lambda_{M-1-k})^{N_0}, 1, \dots, 1) P^T U^T s \quad (26)$$

其中: $\text{diag}(\cdot)$ 表示由括号内元素组成的对角化矩阵; U 为酉矩阵; P 为用来调整 U 列向量顺序的置换矩阵; λ 为按递减顺序排列的特征值向量。

式(26)中, $U^T s$ 的计算可借助快速傅里叶变换实现,左乘酉矩阵 U 的运算可通过逆向快速傅里叶变换完成。式(26)可化简为

$$\text{IMF} = \text{IDFT}((I - D)^{N_0} \text{DFT}(s)) \quad (27)$$

其中: D 为一个对角矩阵,包含来自于 $W = UDU^T$ 的特征值; W 为由全部滤波器组成的矩阵。

2 所提 FIF-SB-AKSVD 算法

FIF-SB-AKSVD 算法流程如图1所示,其主要步骤如下。

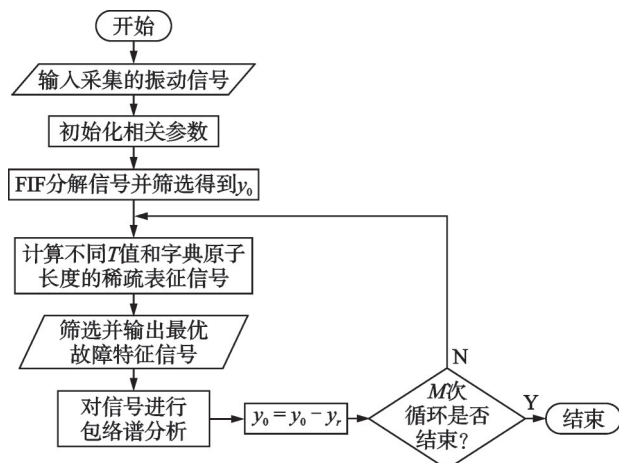


图1 FIF-SB-AKSVD算法流程图

Fig.1 FIF-SB-AKSVD algorithm flow chart

1) FIF 信号分解。采用 FIF 将获取的振动信号分解成多个 IMF 分量,为了自适应汇总仅包含故障信息的 IMF 分量,计算每个 IMF 的皮尔逊相关系数与裕度指标,即

$$p_i = \frac{(x - \text{mean}(x))^T (\text{IMF}_i - \text{mean}(\text{IMF}_i))}{N (\text{RMS}(x - \text{mean}(x)) \text{RMS}(\text{IMF}_i - \text{mean}(\text{IMF}_i)))} \quad (28)$$

$$g_i = \max | \text{IMF}_i | / \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \sqrt{| \text{IMF}_i(j) |} \right)^2 \quad (29)$$

其中: $\text{RMS}(\cdot)$ 为信号均方根值; N 为信号的总长度; p_i 为第 i 个 IMF 分量与原始信号 x 的皮尔逊相关性。

pg_i 是一种结合皮尔逊相关系数 p 与裕度因子 g_i 的故障特征筛选指标,表达式为

$$pg_i = p_i \times \text{Normalizer}(g_i) \quad (30)$$

其中: $\text{Normalizer}(\cdot)$ 表示对所有 IMF_i 的 g_i 进行归一化处理,以增强对比性。

随着信号分解的深入,IMF 中所含故障信息逐渐减少,对应的 pg_i 会随之下降;当 $pg_i - pg_{i+1}$ 达到峰值时,认为对应的 IMF_i 及之前的分量中富含关键故障特征,这些分量的总和构成了后续稀疏特征提取所需的目标信号。依据上述 IMF 自适应筛选机制,可从多个分量中识别包含故障成分的有效分量并进行合成,得到最终用于处理的信号输入 y_0 。

需要指出的是,裕度指标在振动冲击信息检测中展现出敏感特性,尤其在分解过程中随着各模态所含噪声逐步降低时,其对循环重复冲击的响应能力显著增强^[15]。因此,当包含故障信息的模态向含有谐波干扰或趋势项无效成分的模态转变时,裕度指标通常会出现明显下降,这一变化趋势有助于识别并剔除不含故障特征的模态。另一方面,由于原始信号的能量主要集中在重复性冲击部分,通过对各分解模态的分析可知,携带故障冲击特征的模态在与原始信号的能量匹配程度方面显著高于其他分量。该能量共享水平在一定程度上反映了模态对原始信号的依赖关系与相似性^[16]。皮尔逊相关系数可作为衡量该相似程度的有效工具,有助于筛选出既保留故障特征又与整体信号高度关联的关键模态。此外,这一相似度指标也可被视为裕度特征的加权因子^[17-18],二者相乘的处理方式在突出重要模态的同时,还有效抑制了无关分量的干扰影响。因此,这两个评价参数协同作用,可为故障冲击模态的精准识别提供有力支撑。

2) 参数初始化。首先设定字典矩阵维度为 $b=[b_1, b_2, b_3]$, 并根据设定的长度参数 $b=b_j$, 将 y_0 通过最大重叠率方式划分为一个信号集 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_L] \in R^{b \times L}$, 从中选出 k 个 y_i 信号作为初始化字典矩阵 $D=[d_1, d_2, \dots, d_k] \in R^{b \times k} (b \ll k)$ 。与此同时, 稀疏系数矩阵被初始化为全零结构 $Z=[z_1, z_2, \dots, z_L] \in R^{k \times L}$ 。采用不同长度 b_j 进行稀疏建模, 有助于挖掘与特定故障类型匹配度更高的最优字典原子。

3) 故障信息稀疏表征。为自适应确定最优的目标误差 T , 可以计算每个稀疏表征信号的包络功率谱稀疏度。当提取的故障信息越丰富, 包络功率谱的稀疏度也会越大^[19]。因此, 在稀疏编码阶段需要设定目标误差集合, 针对不同阈值 T 条件下的稀疏重构信号, 分析其包络功率谱的稀疏性指标, 从而确定稀疏度峰值对应的最优 T 参数, 此参数下的稀疏表示结果即为最佳解。

包络功率谱稀疏度 (squared envelope power spectrum, 简称 SEPS) 的计算公式为

$$\text{SEPS} = \sqrt{\sum_{f=0}^{f_s/2-1} (e(f))^2} / \sum_{f=0}^{f_s/2-1} |e(f)| \quad (31)$$

其中: $e(f)$ 为信号包络功率谱中的幅值; f_s 为信号采样频率。

依据该最优化准则, 能够获得各原子长度 b_j 对应的最优故障特征提取结果。

4) 采用进一步的评估方法进行筛选, 确定最优长度 b_j 下的故障特征信号 y_r 。相关基尼指数参数 (Corrado Gini, 简称 CG)^[20] 成为有效的时域波形包络信号评价指标。信号包络的基尼系数表现出与故障脉冲强度的正相关性特征。CG 指标通过引入周期性分析, 准确描述了信号的稀疏程度。在低噪声条件下, 所提取故障信号的包络周期性更加明显。据此, 可比较各原子长度 b_j 对应的最优特征信号 CG 指标, 并将 CG 最大值对应的结果确定为重构信号 y_r 。CG 的表达式为

$$\text{CG} = 1 - 2 \sum_{n=1}^N \frac{E(n)}{\|S_{\text{CG}}\|_1} \left(\frac{N-n+0.5}{N} \right) \quad (32)$$

其中: $E(n)$ 为原始信号的包络函数; $\|\cdot\|_1$ 为 L_1 范数算子; $S_{\text{CG}} = [\sqrt{E(n)E(n-T_0)}, \sqrt{E(n+1)E(n+1-T_0)}, \dots, \sqrt{E(N)E(N-T)}]$; T_0 为故障先验周期, 即故障特征频率的倒数。

5) 对重构信号 y_r 实施包络谱分析, 从而识别故障类型。

6) 复合故障诊断。在识别并发故障过程中, 各故障类型呈现不同的能量强度。稀疏表征方法首先捕获高能量故障成分, 而低能量特征则需待强信号分离后方可有效提取。因此, 为了更好地适应并发故障诊断的需求, 可引入循环次数 M , 在每次获得 y_r 后, 执行 $y_0 = y_0 - y_r$ 运算, 随后重复步骤 2~5, 这种迭代处理机制能够逐步揭示能量相对较弱的潜在并发故障特征。

3 仿真分析

针对高速列车轴箱轴承振动信号具有复杂多源特性的特点, 本研究涉及包含 6 种典型成分的仿真信号, 分别为: ① 轴承损伤产生的振动响应 $s_1(t)$, 对应特征频率 f_b ; ② 踏面损伤形成的周期冲击 $s_2(t)$, 体现轮对转动频率 f_r 特性; ③ 车轮多边形等缺陷造成的低频谐波 $s_3(t)$; ④ 高频正弦噪声干扰 $s_4(t)$; ⑤ 轨道缺陷引起的随机振动 $s_5(t)$; ⑥ 高斯白噪声分量 $\eta(t)$ 。其中, $s_1(t)$ 、 $s_2(t)$ 和 $s_5(t)$ 这 3 类信号中的故障特征脉冲响应展现出相似的动力学特征, 可以通过单自由度的质量弹簧阻尼系统刻画^[21], 即

$$s(t) = \sum_{j=1}^J A_j e^{-B(t-jT_g - \sum_{i=0}^{j-1} \tau_i)} \cos(2\pi f_r(t-jT_g - \sum_{i=0}^{j-1} \tau_i) + \phi) u(t-jT_g - \sum_{i=0}^{j-1} \tau_i) \quad (33)$$

其中: $u(t)$ 为单位阶跃函数; J 为脉冲响应的总数量; A_j 为第 j 个脉冲响应的振幅; B 为系统阻尼系数; ϕ 为初始相位; f_r 对应系统固有频率; T_g 为连续脉冲响应的间隔时间; f_g 为故障特征频率, 定义为 T_g 的倒数, 即 $f_g = T_g^{-1}$; τ_i 表示滚子运行中产生的随机滑动特性, 其会导致该时间间隔存在波动, 通常为 T_g 的 1%~2%。

模拟轴箱轴承系统振动的仿真信号表示为

$$x(t) = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) + s_4(t) + s_5(t) + \eta(t) \quad (34)$$

信号 $s(t)$ 的具体参数见表 1。噪声信号 $\eta(t)$ 是基于信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的 -4 dB 高斯白噪声。信号 $s_3(t)$ 和 $s_4(t)$ 可以描述为

表 1 信号 $s(t)$ 的具体参数表

Tab.1 Table of detailed parameters of signal $s(t)$

$s_j(t)$	A_j	f_{gj}/Hz	B	f_r/Hz	ϕ
1	1	80	-1 500	3 500	$3\pi/4$
2	8	12	-2 000	1 000	$\pi/3$
5	12	—	-1 500	2 500	—

$$\begin{cases} s_3(t) = \sin(2\pi f_r t) + 0.8\sin(4\pi f_r t) + 0.5\sin(6\pi f_r t) \\ s_4(t) = 0.1\sin(2\pi 6900t) + 0.1\sin(2\pi 7400t) \end{cases} \quad (35)$$

在仿真中,采样频率设为 10 kHz,采样时长为 0.8 s,所得仿真测试信号如图 2 所示。从包络谱中可以观察到,用于判定故障的预设特征频率 f_b 未被显现,仅能模糊辨认出由踏面擦伤引起的特征频率 f_r ,然而 f_r 的谐波数量有限,且其能量受到多种干扰成分的显著削弱。

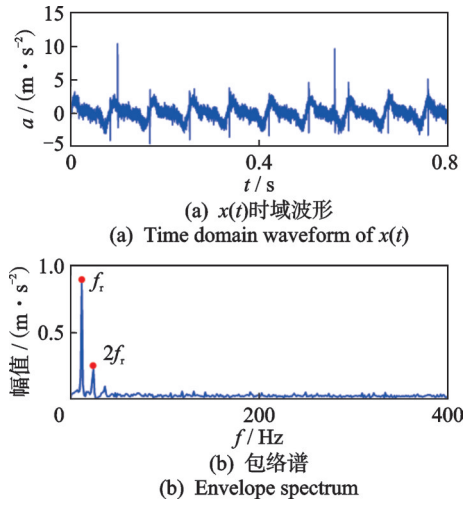


图2 仿真测试信号

Fig.2 Simulation test signal

采用所提出的 FIF-SB-AKSVD 算法对目标信号 $x(t)$ 进行分析处理,在 FIF 算法的参数配置方面,滤波器长度参数配置为 2,字典原子的长度设定为 $b=[64:32:16]$,目标误差阈值范围设置为 $T=[0.1:0.1:10]$,并将故障特征的迭代提取次数设定为 3 次。FIF 算法对仿真信号的分解结果如图 3 所示。稀疏表征结果如图 4 所示。

通过 FIF 算法处理,共获得 13 个 IMF 分量。观察各分量的 pg 值变化规律发现,第 4 与第 5 个 IMF 之间呈现最大差值。基于这一特征,算法自动识别并选取前 4 个 IMF 分量用于表征有效的故障信息特征,随后进行信息融合处理。该自适应筛选机制性能优异,不仅能精准捕获主要的故障特征信息,还有效抑制了来自高频段与低频段的噪声干扰。

图 4 为前 2 次循环迭代中获得的稀疏化表征结果。在第 1 次提取中,识别出转频相关的故障冲击特征,根据 CG 系数的优化分析,确定滚动体冲击响应的最优字典原子长度为 16。在此参数设置下,当 $T=2.8$ 时 SEPS 指标达到峰值,重构后的脉冲响应展现出极佳的稀疏性,且噪声被有效去除。尽管随

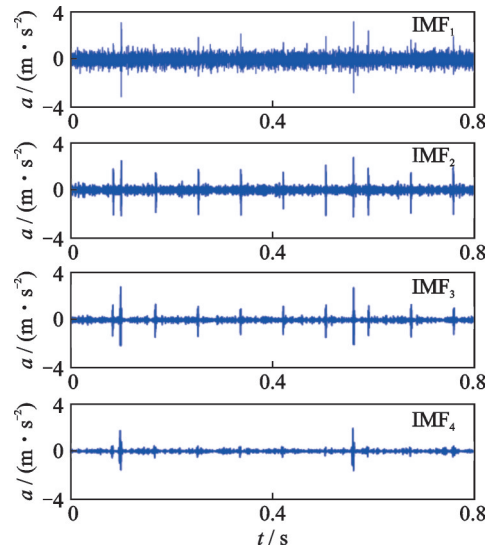


图3 FIF算法对仿真信号的分解结果

Fig.3 Decomposition results of the simulation signal obtained by FIF algorithm

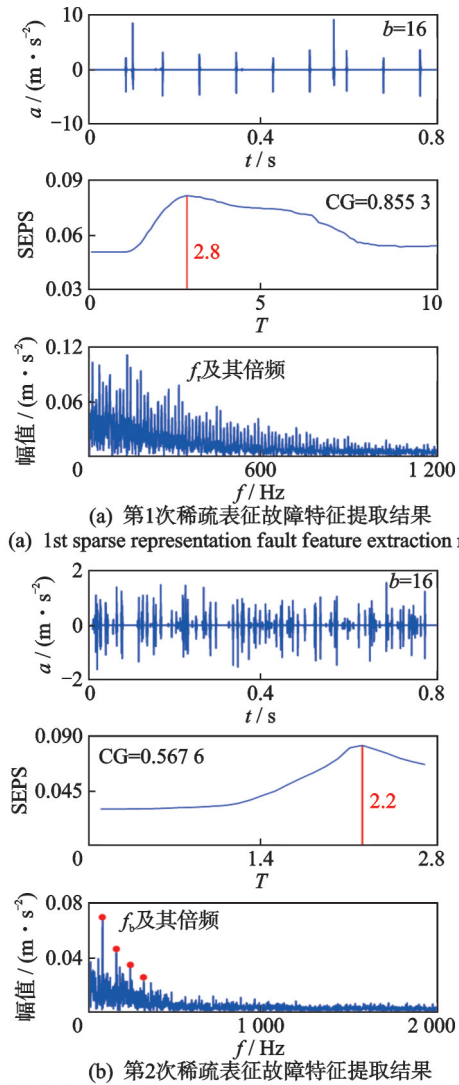


图4 稀疏表征结果

Fig.4 Sparse representation results

机脉冲响应也被提取,但通过包络谱的分析表明,这些干扰并未影响转频 f_t 对应的踏面损伤特征识别。在第2次提取中,算法捕获了以故障特征频率 f_b 为主导的周期性冲击。CG系数的评估结果显示,最优字典原子长度仍维持在16,而当 $T=2.2$ 时SEPS指标达到峰值,在重构信号的包络谱中,故障特征频率及其多次谐波分量得到清晰呈现。以上实验结果表明,FIF-SB-AKSVD算法具备分离和独立提取多种故障冲击成分的能力,提升了微弱故障信号的检测精度,为复合故障的准确诊断提供了有效的技术支撑。

利用传统的以允许表征误差作为迭代停止准则的OMP算法的KSVD稀疏表征(KSVD-OMP)算法对信号 $x(t)$ 进行处理,字典维度设置为 32×128 ,表征误差设置为1.8。KSVD-OMP对仿真信号的稀疏表征结果如图5所示。可以看出,在KSVD-OMP所得结果的包络谱中,仅能观测到与踏面擦伤相关的故障特征频率 f_t ,且 f_t 的谐波依旧很少。由此可见,KSVD-OMP算法无法有效分离并独立提取多种故障脉冲特征,其故障诊断性能不佳。

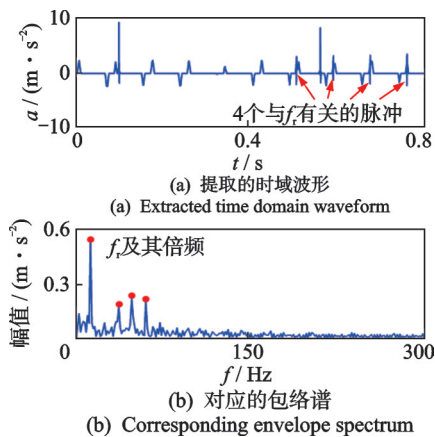


图5 KSVD-OMP对仿真信号的稀疏表征结果

Fig.5 Sparse representation results of the simulation signal obtained by KSVD-OMP

利用基于Meyer小波基函数进行变换的经验小波变换(empirical wavelet transform,简称EWT)算法对信号 $x(t)$ 进行处理,其划分频带数设置为8,所得分解结果中有4个IMF中存在故障信息。EWT信号分解结果如图6所示。可以看出,IMF₁和IMF₂的包络谱中都出现了与冲击脉冲故障特征频率 f_b 相关的谐波,而IMF₃和IMF₄的包络谱中都出现了与以转频 f_t 为特征频率的踏面擦伤相关的故障特征谐波。然而,与图4中FIF-SB-AKSVD处理结果的包

络谱相比,图6中EWT分解结果的包络谱存在更明显的噪声干扰。两种故障特征都因为干扰成分的存在受到了严重影响,使得其在EWT分解结果的包络谱中的特征更弱,尤其是与踏面擦伤相关的故障特征。这说明即使EWT可以独立分离多个故障脉冲特征,但该算法处理结果的信噪比远不如所提FIF-SB-AKSVD算法的信噪比。

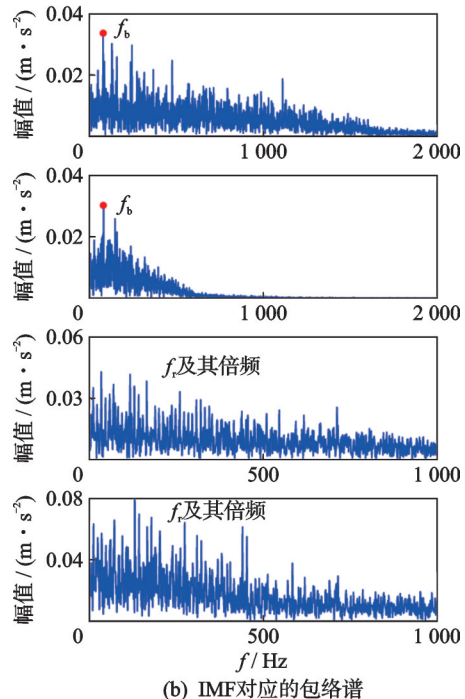
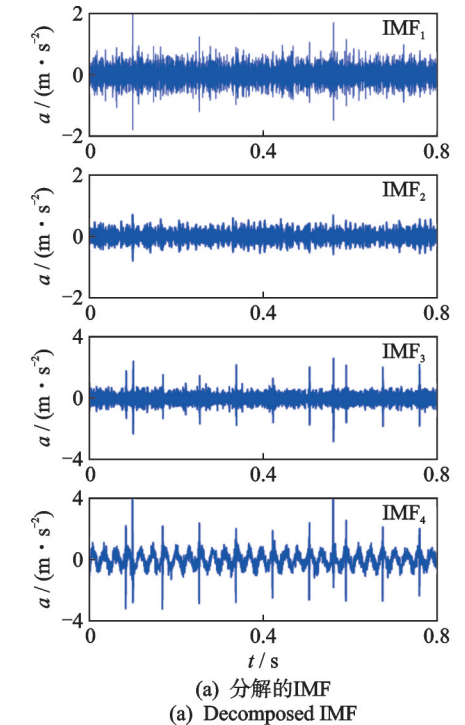


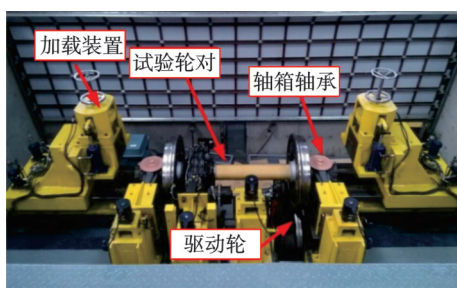
图6 EWT信号分解结果

Fig.6 Signal decomposition results of EWT

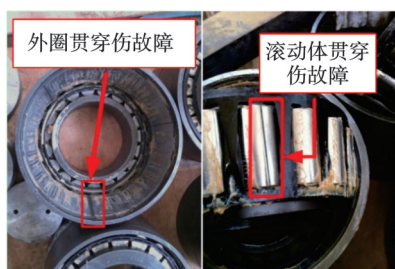
4 试验验证

4.1 高速列车轴箱轴承台架试验装置

轴箱轴承台架试验台布局及故障实物图如图7所示。图7(a)为台架试验系统,采用了某型号高速列车的实际轮对及轴箱轴承部件,其中轴箱轴承的结构形式为双列圆锥滚子类型。整个试验系统的核心组件包括动力电机、载荷施加装置、主动轮对、测试轮对和轴箱结构。系统的动力源由电机提供,并借助橡胶传动带将扭矩传输至主动驱动轮,进而带动整个传动系统运转。通过安装在轴箱外壳上的加速度传感器进行振动数据采集。图7(b)中涉及的轴承缺陷形式主要涵盖轴承外圈贯穿性损伤和滚子表面穿透性故障两种类型。



(a) 试验台布局
(a) Layout of the test bench



(b) 外圈故障和滚动体故障
(b) Outer-race failure and rolling element failure

图7 轴箱轴承台架试验台布局及故障实物图

Fig.7 Layout of axle box bearing bench test bench and defective bearing

4.2 高速列车轴箱轴承单一故障数据分析

本研究选取列车运行速度为150 km/h工况下的滚动体损伤振动加速度信号作为分析对象,该速度下的滚动体故障特征频率 $f_{BSF} = 50.4$ Hz。信号采集参数如下:采样频率为10 kHz;记录时长为0.5 s。滚动体故障试验数据如图8所示。图中分别给出了实测数据的时域信号和对应的包络谱,分析发现,滚动体缺陷的基频及其谐波分量表现不明显,如图8(b)中的红色虚线位置分别对应的频率值为 $2f_{BSF}$ 和 $4f_{BSF}$,难以清晰反映缺陷特征。

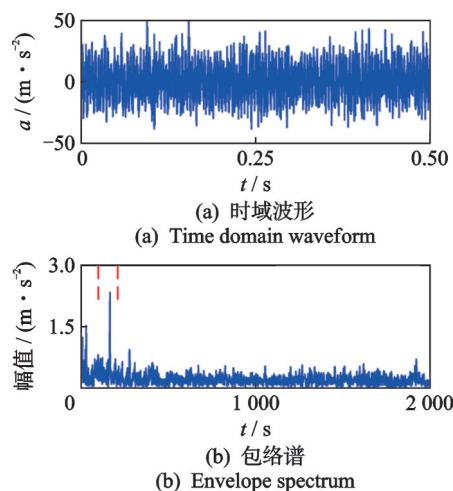


图8 滚动体故障试验数据

Fig.8 Rolling element failure test data

采用FIF-SB-AKSVD算法处理测试信号,误差阈值范围设置为 $T=[1;1;150]$ 。FIF算法对单一故障实测信号分解结果如图9所示。滚动体缺陷信号经FIF处理后得到11个IMF分量,分析各分量间的 pg 指标变化发现,第2和第3个IMF的差异最为显著,说明有效故障特征主要分布于前2个IMF分量内。因此,系统自动提取前2个IMF并执行信息融合。融合信号采用SB-AKSVD框架实施特征提取,所提FIF-SB-AKSVD对单一故障实测信号诊断结果如图10所示。分析显示,当字典原子长度取16时,经CG系数优化选择,SEPS指标在 $T=39$ 时达到峰值。在该参数配置下,时域波形表现出如下典型特征:加载区和非加载区的滚动体缺陷脉冲呈现交替分布模式,其中加载区域的冲击响应更为突出,而非加载区的背景噪声得到充分抑制。另外,从图10(b)的包络谱可以清楚地识别出故障特征频率 $2f_{BSF}$ 及其前5阶谐波分量,相较于原始信号的包络谱,经过提取后的信号能够显著增强滚动体故障的特征,充分验证了FIF-SB-AKSVD算法在故障脉冲

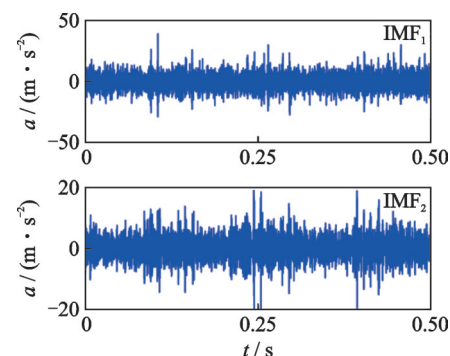


图9 FIF算法对单一故障实测信号分解结果

Fig.9 Decomposition results of the measured signal with a single fault obtained by FIF algorithm

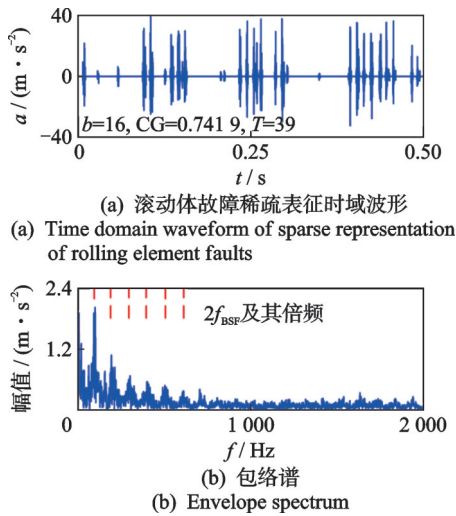


图10 所提FIF-SB-AKSVD对单一故障实测信号诊断结果
Fig.10 Diagnostic results of the proposed FIF-SB-AKSVD for the measured signal with a single fault

特征提取方面的有效性。

采用表征误差为13.6的KSVD-OMP对该信号进行处理,KSVD-OMP对单一故障实测信号的稀疏表征结果如图11所示。可以看出,KSVD-OMP重构出的滚动体故障信号中存在明显的与故障无关的干扰成分,其所得结果的包络谱只能勉强观测到故障特征频率 $2f_{BSF}$ 的特征频率谱线,且包络谱中还可见到许多与滚动体故障特征无关的干扰谱线。这表明KSVD-OMP未能有效提取滚动体故障脉冲的特征,影响了故障诊断的准确性。

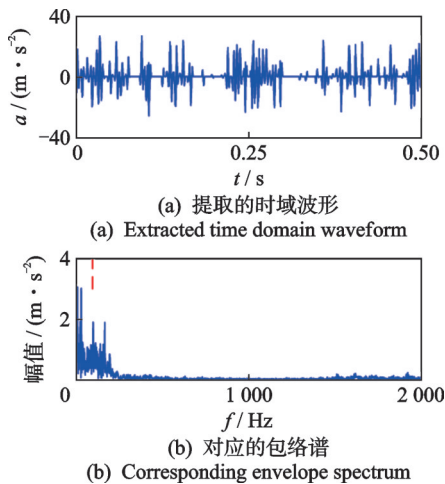


图11 KSVD-OMP对单一故障实测信号的稀疏表征结果
Fig.11 Sparse representation result of the measured signal with a single fault obtained by KSVD-OMP

采用最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution,简称MED)算法处理该信号,其中最大迭代次数设为50,滤波器长度为100。MED处理结果如图12所示。可以看出,MED的处理结果中不仅能

观察到滚动体故障脉冲特征,也能观察到明显的异常值。这是因为MED算法倾向于仅对信号中单个相对较强的脉冲进行卷积,而不是对一系列重复故障脉冲进行卷积,使得包络谱分析结果仅呈现出故障特征频率 $2f_{BSF}$ 及其一个倍频成分的谱线特征,并且存在强烈的背景噪声。这表明MED对滚动体故障脉冲特征的提取并不理想,也影响了滚动体故障诊断的准确性。

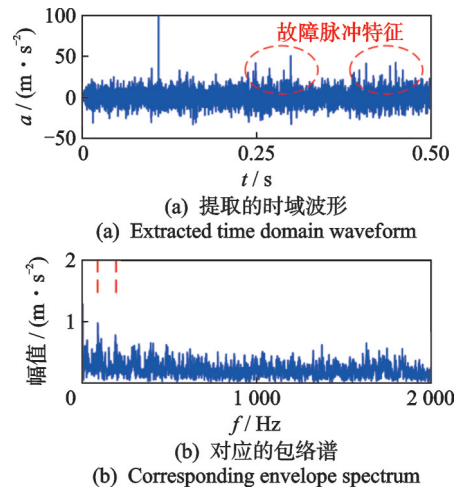


图12 MED处理结果
Fig.12 Processing result of MED

4.3 高速列车轴箱轴承并发故障数据分析

本研究分析了100 km/h车速工况下采集的外圈-滚动体复合故障振动加速度信号,此时外圈与滚动体的缺陷特征频率分别对应 $f_{BPFO} = 83.23$ Hz和 $f_{BSF} = 33.69$ Hz。信号采集参数设定如下:采样频率为10 kHz,记录时长为0.8 s。并发故障试验数据如图13所示。由图13(b)的包络谱发现,外圈缺陷的

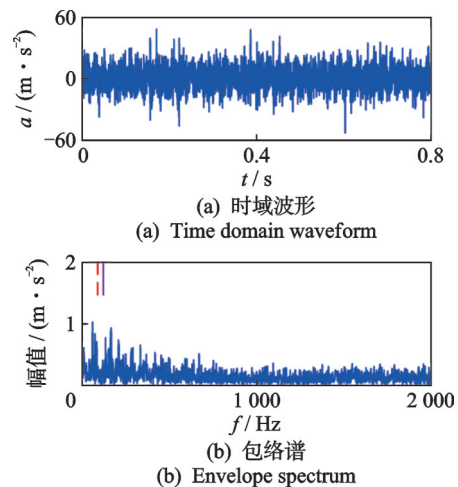


图13 并发故障试验数据
Fig.13 Concurrent fault test data

基频与谐波分量不易辨识,滚动体损伤的频率特征也表现微弱,其中红色虚线对应滚动体故障频率 $2f_{BSF}$ 位置,紫色实线对应外圈故障频率 f_{BPFO} 位置,该现象源于复合故障冲击响应的相互耦合,加之噪声与谐波成分的干扰作用,导致特征提取难度显著增大。因此,诊断复合故障需要对各类故障脉冲进行有效分离与独立特征提取。

应用FIF-SB-AKSVD算法处理并发故障信号,误差阈值范围设定为 $T=[1;0.5;150]$ 。FIF算法对并发故障实测信号的分解结果如图14所示。经FIF处理后获得12个IMF分量,通过分析各分量间的 pg 指标变化,发现第2与第3个IMF的差异最为显著,说明有效故障特征主要分布在前2个IMF中。因此,系统自动选取这2个分量执行信息融合,融合信号随后采用SB-AKSVD框架经过3次迭代提取。所提FIF-SB-AKSVD对并发故障实测信号的滚动体和外圈故障诊断结果分别如图15、16所示。根据图15(a)和图16(a)的CG系数优化分析,滚动体和外圈缺陷的最优字典原子长度分别确定为64和16。针对滚动体损伤特征,当 $T=69$ 时SEPS指标达到峰值,在此参数下重构的滚动体缺陷信号呈现优良的信噪比特性,包络谱中清楚显示出 $2f_{BSF}$ 及前6阶谐波分量,与原始信号相比,滚动体故障的频谱能量明显提升。对于外圈故障特征的提取,SEPS在 $T=30$ 时达到峰值,对应的包络谱呈现出 f_{BPFO} 与5个谐波成分的清晰谱线,实现了外圈故障的可靠识别。其中,FIF-SB-AKSVD框架优先捕获了能量较高的滚动体故障,随后准确提取了相对微弱的外圈缺陷特征。试验结果证明,FIF-SB-AKSVD算法具备分离和独立提取复合故障特征的能力,为多故障模式的精确诊断奠定了技术基础。

运用划分频带数设置为8的EWT算法对该信号进行处理,其分解结果中仅有1个IMF中存在故障信息。EWT故障诊断结果如图17所示。可以看出,

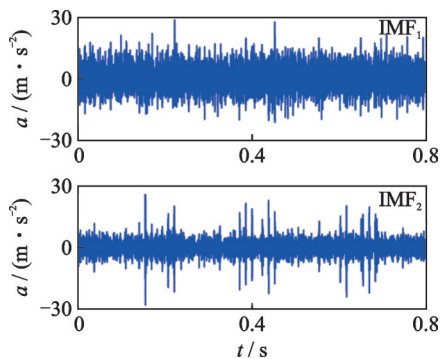


图14 FIF算法对并发故障实测信号的分解结果

Fig.14 Decomposition results of the measured signal with concurrent faults obtained by FIF algorithm

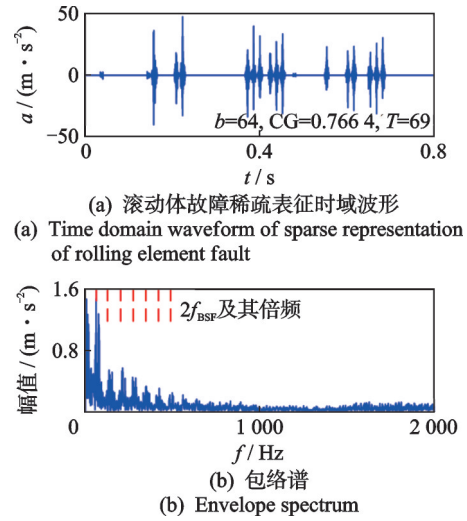


图15 所提FIF-SB-AKSVD对并发故障实测信号的滚动体故障诊断结果

Fig.15 Rolling element fault diagnosis result of the proposed FIF-SB-AKSVD for the measured signal with concurrent faults

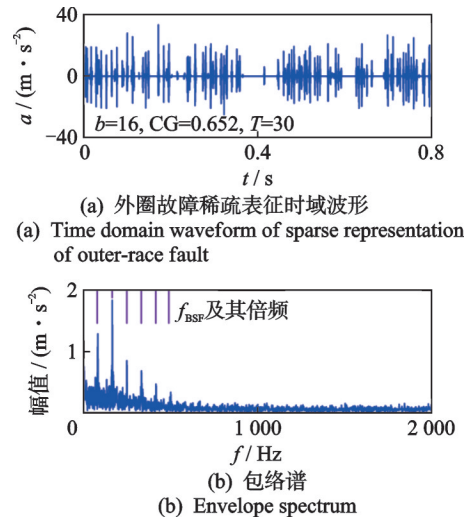


图16 所提FIF-SB-AKSVD外圈故障诊断结果

Fig.16 Outer-race fault diagnosis result of the proposed FIF-SB-AKSVD

IMF₈的包络谱中同时出现了1个 $2f_{BSF}$ 的滚动体故障特征谐波和4个 f_{BPFO} 的倍频成分的外圈故障特征谐波,这说明EWT不能将不同的故障脉冲成分单独提取出来,因此无法有效实现并发故障的准确诊断。

运用滤波器长度为150以及输入周期分别为 $1/2f_{BSF}$ 和 $1/f_{BPFO}$ 的最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution,简称MCKD)算法对该信号进行处理。MCKD处理结果如图18所示。由图可知,MCKD可以分别提取滚动体故障特征和外圈故障特征。但是,如图18(b)所示,输入周期为 $1/2f_{BSF}$ 的MCKD所得处理结果的包络谱中只能观

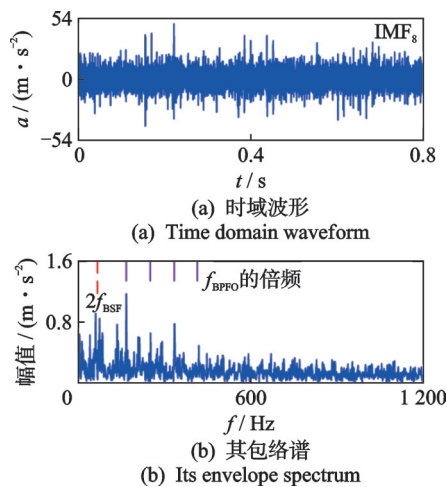


图 17 EWT 故障诊断结果

Fig.17 Fault diagnosis result of EWT

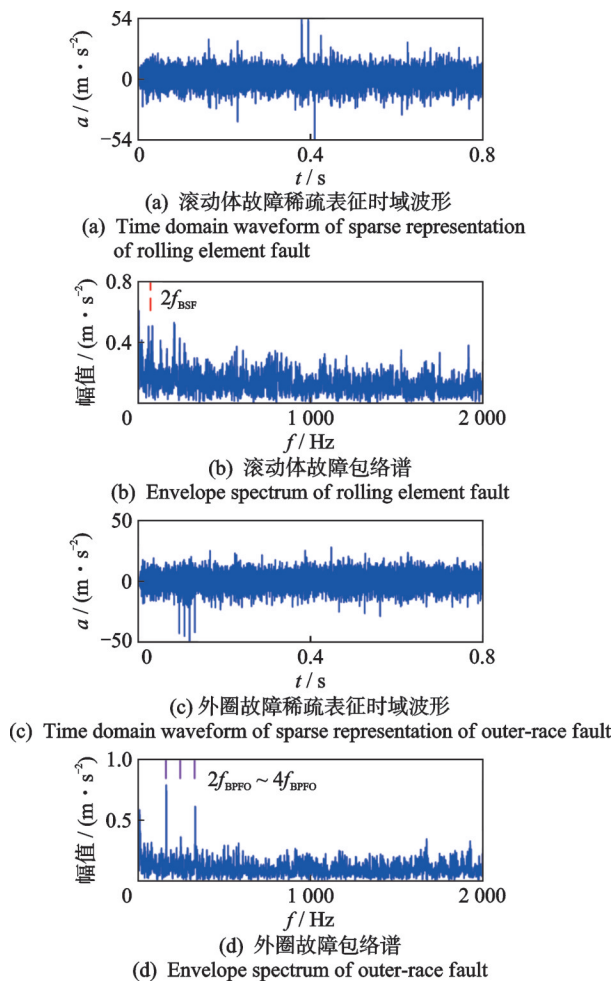


图 18 MCKD 处理结果

Fig.18 Processing result of MCKD

察到 1 个 $2f_{BSF}$ 的滚动体故障特征谐波。当输入周期为 $1/f_{BPFO}$ 时, MCKD 所得处理结果的包络谱中也只能观察到 $2f_{BSF} \sim 4f_{BSF}$ 的外圈故障特征谐波。相比之下, 图 15(b) 和图 16(b) 中所提 FIF-SB-AKSVD 算法处理结果中 2 种故障的特征更加明显。

5 结 论

1) 基于 FIF 分解获得多个 IMF 分量, 通过筛选机制提取故障相关成分, 能够显著抑制强谐波成分对故障字典原子学习过程的不利影响。所提出的 IMF 自适应选择准则可以准确识别并保留故障特征分量, 同时有效排除低频谐波等非目标干扰信号。

2) 在稀疏编码环节中建立了目标误差自适应确定机制, 实现了稀疏表征参数的精确优化。该准则的引入提升了 SB-AKSVD 框架的自适应处理能力, 确保算法获得最佳稀疏重构效果。

3) 利用循环迭代提取策略, FIF-SB-AKSVD 算法不仅适用于单一故障信号的识别, 而且能够处理复合故障情况。仿真与试验对比分析证实, 该算法在分离和提取各类故障冲击特征方面表现出优异的性能, 为轴承故障的精确诊断提供了可靠的技术手段。

4) 当干扰成分与故障特征位于相同的窄频带内时, 稀疏表征算法在处理此类信号时可能难以有效提取清晰的故障信息, 这一问题也存在于变分模态分解、小波变换等传统模态分解技术中。Hou 等^[22]提出了一种差分模态分解方法, 可将复杂信号自适应地拆解为参考分量、相关分量及噪声分量。其中, 相关分量在故障诊断中通常对应重复的瞬态冲击信号。与传统自适应分解策略不同, 差分模态分解更关注于识别并剔除与故障特征频段重合的干扰信号, 从而更有效地突出关键故障特征。因此, 借鉴该思路, 在传统稀疏特征提取方法的基础上增强干扰成分的分离能力, 将成为未来优化稀疏表征算法、提升故障特征识别性能的重要方向。

参 考 文 献

- [1] 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. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 353-358.(in Chinese)
- [2] DING J M, ZHAO W T, MIAO B R, et al. Adaptive sparse representation based on circular-structure dictionary learning and its application in wheelset-bearing fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 111: 399-422.
- [3] CHEN X F, DU Z H, LI J M, et al. Compressed sensing based on dictionary learning for extracting impulse components[J]. Signal Processing, 2014, 96: 94-109.

- [4] HE L, YI C, LIN J, et al. Fault detection and behavior analysis of wheelset bearing using adaptive convolutional sparse coding technique combined with bandwidth optimization[J]. *Shock and Vibration*, 2020, 2020(1): 8879732.
- [5] SUN R B, YANG Z B, ZHAI Z, et al. Sparse representation based on parametric impulsive dictionary design for bearing fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 122: 737-753.
- [6] QIN Y, ZOU J Q, TANG B P, et al. Transient feature extraction by the improved orthogonal matching pursuit and K-SVD algorithm with adaptive transient dictionary[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 215-227.
- [7] HUANG W T, SUN H J, LUO J N, et al. Periodic feature oriented adapted dictionary free OMP for rolling element bearing incipient fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 126: 137-160.
- [8] HOU F T, CHEN J, DONG G M. Weak fault feature extraction of rolling bearings based on globally optimized sparse coding and approximate SVD[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 111: 234-250.
- [9] ZHOU H T, CHEN J, DONG G M, et al. Detection and diagnosis of bearing faults using shift-invariant dictionary learning and hidden Markov model[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016 (72/73): 65-79.
- [10] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [11] ELAD M. Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing [M]. New York: Springer, 2010:107-135.
- [12] GOLDSTEIN T, OSHER S. The split bregman method for L1-regularized problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 323-343.
- [13] RUBINSTEIN R, ZIBULEVSKY M, ELAD M. Efficient implementation of the K-SVD algorithm using batch orthogonal matching pursuit[EB/OL]. [2022-12-09] <https://docslib.org/doc/2763784/efficient-implementation-of-the-k-svd-algorithm-using>.
- [14] CICONE A, ZHOU H M. Numerical analysis for iterative filtering with new efficient implementations based on FFT[J]. *Numerische Mathematik*, 2021, 147(1): 1-28.
- [15] LI J M, LI M, ZHANG J F. Rolling bearing fault diagnosis based on time-delayed feedback monostable stochastic resonance and adaptive minimum entropy deconvolution[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 401: 139-151.
- [16] DIBAJ A, HASSANNEJAD R, ETTEFAGH M M, et al. Incipient fault diagnosis of bearings based on parameter-optimized VMD and envelope spectrum weighted kurtosis index with a new sensitivity assessment threshold[J]. *ISA Transactions*, 2021, 114: 413-433.
- [17] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 58-72.
- [18] SONG X W, WANG H F, CHEN P. Weighted kurtosis-based VMD and improved frequency-weighted energy operator low-speed bearing-fault diagnosis[J]. *Measurement Science and Technology*, 2020, 32(3): 035016.
- [19] TSE P W, WANG D. The design of a new sparsogram for fast bearing fault diagnosis: part 1 of the two related manuscripts that have a joint title as "two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement-parts 1 and 2"[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(2): 499-519.
- [20] MIAO Y H, WANG J J, ZHANG B Y, et al. Practical framework of Gini index in the application of machinery fault feature extraction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 165: 108333.
- [21] DING J M. Fault detection of a wheelset bearing in a high-speed train using the shock-response convolutional sparse-coding technique[J]. *Measurement*, 2018, 117: 108-124.
- [22] HOU B C, WANG D, XIA T B, et al. Difference mode decomposition for adaptive signal decomposition [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 191: 110203.



第一作者简介:闫磊,男,1981年2月生,博士生、教授级高级工程师。主要研究方向为轨道列车旋转机器故障诊断及信号处理等。曾发表《A blind deconvolution approach based on spectral harmonics-to-noise ratio for rotating machinery condition monitoring》(《IEEE Transactions on Automation Science and Engineering》2023, Vol.20, No.2)等论文。
E-mail: 13854216057@163.com

通信作者简介:陈春俊,男,1967年7月生,博士、教授。主要研究方向为信号特征提取高速、轨道列车运行状态监测等。
E-mail: cjchen@swjtu.edu.cn