

固有成分滤波器的旋转机械故障诊断方法*

张宗振^{1,2}, 韩宝坤¹, 李舜韶², 鲍怀谦¹, 王金瑞¹

(1. 山东科技大学机械电子工程学院 青岛, 266590)

(2. 南京航空航天大学能源与动力学院 南京, 210016)

摘要 针对噪声环境下旋转机械微弱复合故障诊断问题,提出了一种强噪声干扰下基于固有成分滤波器(intrinsic component filtering,简称 ICF)的旋转机械故障检测和分离方法。ICF 通过最小化样本间特征的 $L_{1/2}$ 范数和样本内特征的 $L_{3/2}$ 范数来实现样本之间特征的一致性和样本内部特征的稀疏性,并训练出最优滤波器组,是一种无监督多维盲解卷积算法。首先,构建输入信号的 Hankel 训练矩阵,通过权值矩阵与 Hankel 矩阵的乘积模拟卷积过程,再利用固有属性滤波器实现特征学习;其次,通过峭度信息选择最优滤波器;最后,根据滤波后的时域波形和包络谱实现故障诊断。仿真和试验信号验证了提出方法的故障诊断性能,研究表明,提出的方法无需任何先验经验,可以实现强噪声环境下的微弱故障的分离,同时具备很好的鲁棒性。

关键词 旋转机械;故障诊断;无监督学习;固有成分滤波器;微弱信号检测;复合故障分离
中图分类号 TH113.1;TH133.1

引言

旋转机械通常在恶劣的工作环境中持续运行,如何在强干扰环境下快速诊断微弱故障信号,并能够在产生复合故障时进行及时有效地分离和识别,一直是旋转机械故障诊断的研究热点^[1-2]。机器学习方法能够自动学习样本特征,解决了传统方法对人工经验的依赖,已成功应用在智能故障诊断领域^[3-4],但基于深度学习的微弱故障识别和复合故障分离方法鲜少,主要原因是:①深度学习的权值优化过程耗时较长,计算效率低;②深度学习需要训练大数据样本,难以保证对小样本输入时特征学习的鲁棒性。

无监督学习可以通过目标函数得到期望的特征分布,其中,稀疏滤波是一种简单高效、几乎不需要先验经验的算法^[5]。Jia 等^[6]将稀疏滤波应用到微弱信号检测中,并将一维卷积稀疏滤波推广到广义归一化形式,其鲁棒性优于最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution,简称 MED),表现出很强的噪声适应性,但无法实现复合故障分离。

笔者提出了基于固有成分滤波器的故障检测和分离方法,该方法能够提取样本固有成分的同时保证特征在样本内的稀疏性,实现强干扰环境下复合故障信号的检测与分离。试验和仿真信号验证了提

出方法的鲁棒性和噪声适应能力,分析了加窗对故障诊断性能的影响。

1 基于稀疏特征提取的微弱故障检测方法

基于稀疏表达的微弱信号检测方法已成为微弱故障诊断领域的一个有效工具^[7-8]。MED 通过最大化峭度实现稀疏特征提取^[9],但无法实现复合故障的分离,通常在进行复合故障诊断时需要与其他方法联合使用^[10]。最大相关峭度反褶积(maximum correlation kurtosis deconvolution,简称 MCKD)可实现多种故障成分的提取^[11],但需要一定的先验知识。形态分量分析(morphological component analysis,简称 MCA)通过选择不同的字典得到不同故障成分的稀疏表达^[12],当 2 个同类型的故障复合时,会将 2 个信号当成一种故障。

卷积稀疏滤波(convolutional sparse filtering,简称 CSF)能够同时训练多个滤波器,通过不同的滤波器分离出不同的故障成分^[13]。CSF 是以提取稀疏性信号为目标,其实质是以最大化稀疏度为目标,使提取的故障特征的熵最小。CSF 的目标函数为

$$\min_w \sum_{i=1}^M \|\hat{f}^i\|_1 = \sum_{i=1}^M \left\| \frac{\tilde{f}^i}{\|\tilde{f}^i\|_2} \right\|_1 \quad (1)$$

* 国家自然科学基金资助项目(52105110,52005303,51975276);山东省自然科学基金资助项目(ZR2021QE024);国家重点研发计划资助项目(2018YFB2003300)

收稿日期:2021-11-26;修回日期:2022-02-04

其中: $\bar{f}_j = f_j / \|f_j\|_2$; $f_j^i = |Wx^i|$, 为第 i 个样本的 j 个特征。

2 基于固有成分滤波器的故障诊断方法

2.1 固有成分滤波器的目标函数

假设传感器采集到的信号为 $x, x \in R^{N \times 1}$, 机器学习中的特征的线性激活过程为

$$f = wx \quad (2)$$

其中: f 为输入信号的特征; $w \in R^{N_{\text{out}} \times N_{\text{in}}}$ 为权值矩阵; N_{in} 和 N_{out} 分别为输入维数和输出维数。

如果将特征提取方式由内积转化成卷积形式, 其表达式为

$$f = w * x \quad (3)$$

此时权值矩阵 w 可以看作是一个滤波器组, w 的每一行都可以看作是一个滤波器, f 的每一行为输入信号 x 滤波后的结果。为了提取输入信号中的主要信息, 将 f 的每一行取 $L_{3/2}$ 范数, 最小化该范数时意味着提取样本中的一致性信息。

为了保证提取信息的完整性, 将特征在各个滤波器间的分布进行稀疏性约束, 即最小化 $L_{1/2}$ 范数。因此, 固有成分滤波器的目标函数为

$$\left\{ \begin{array}{l} J_{\text{ICF}} = J_1 + J_2 \quad \text{s.t.} \quad \|w^i\|_2 = 1 \\ J_1 = \sum_i^M \left\| \frac{f^i}{\|f^i\|_2} \right\|_1 = \sum_i^M \frac{\sum_j^L |f_j^i|}{\left(\sum_j^L |f_j^i|^2 \right)^{1/2}} \\ J_2 = \sum_j^L \left(\left\| \frac{f_j}{\|f_j\|_2} \right\|_3 \right)^3 = \sum_i^M \frac{\sum_j^L |f_j^i|^3}{\left(\sum_j^L |f_j^i|^2 \right)^{3/2}} \end{array} \right. \quad (4)$$

2.2 优化示意图

图1为广义范数约束与特征优化图。从图1(a)可以看出, 当取不同的范数时, 归一化后的特征会被映射到不同的约束线上。例如, 当 $p=1, q=2$ 时, 特征 x, y 被约束到 $x^2 + y^2 = 1$ 的圆上。当 $p > 2$ 和 $p < 2$ 时, 导数的方向不同。因此, 可通过最大化 $L_{3/2}$ 范数或者最小化 $L_{1/2}$ 范数实现特征的稀疏, 通过最小化 $L_{3/2}$ 范数或者最大化 $L_{1/2}$ 范数实现特征一致。从图1(b)可以看出, 在 $L_{1/2}$ 范数的约束下, 列特征向坐标轴方向移动, 在 $L_{3/2}$ 范数的约束下, 行特征向对角线方向移动。在特征矩阵中, 由于矩阵列的稀疏约束, 不同的行之间需要展现出稀疏性。因此, ICF

可以提取信号中的冲击和调制成分, 以及不同特征频率下的冲击特征。

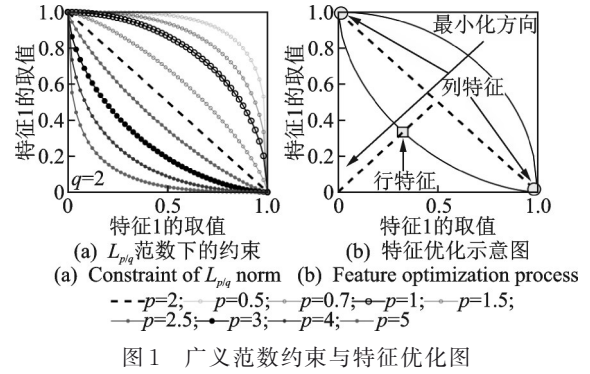


Fig.1 Schematic diagram of generalized norm constraint and feature optimization

3 故障诊断流程

图2为基于ICF的微弱故障检测与分离方法流程图, 具体步骤如下:

1) 对于输入信号 $[x_i]_1^N$, 构建其 Hankel 矩阵 H 为

$$H = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_{N-L+1} \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{N-L+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

2) 确定滤波器数目 N_f 和长度 L 。

3) 随机赋值权值矩阵 w 。

4) 样本特征激活 $f = wH$, 即通过权值矩阵与 Hankel 矩阵的内积实现输入样本的卷积激活。

5) 权值优化: 根据目标函数和梯度公式计算梯度, 通过拟牛顿法的改进算法 (limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, 简称 L-BFGS) 更新权值矩阵 $w^{(k-1)} = H_w^{-1} g_w$ 。其中: g_w 为梯度; H_w^{-1} 为通过 L-BFGS 算法估计出的 Hessian 矩阵。

梯度公式为

$$\frac{\partial J_{\text{ICF}}}{\partial w} = \begin{bmatrix} \left(\frac{0}{\left(\sum_j^L |f^i|^2 \right)^{1/2}} - \frac{f \sum_j^L (f^i)}{\left(\sum_j^L (f^i) \right)^{3/2}} \right) + \\ 3\lambda \left(\frac{\left(\sum_i^M (f_j) \right)^2}{\left(\sum_i^M (f_j) \right)^{3/2}} - \frac{f^3 \sum_i^M (f_j)}{\left(\sum_i^M (f_j) \right)^{5/2}} \right) \end{bmatrix} g_a \frac{f}{|f|} x^t \quad (6)$$

其中: \mathbf{o} 是一个维数与特征矩阵一致、值均为 1 的矩阵; g_a 为激活函数的导数。

6) 重复步骤 4,5,直到达到规定的迭代步数。

7) 通过训练好的滤波器对样本进行滤波:计算权值频谱 f_w ,并计算频谱峭度 k_w ;按峭度从大到小对滤波器排序 f_i ,保存滤波器 f_1 并记录对应的峰值位置;搜索 f_2 的峰值位置,若与 f_1 的相同,不保存任何信息;若不同,则保存 f_2 并记录频谱位置,直到峭度值小于阈值时停止搜索,保存的滤波器为最优滤波器。通过选择的最优滤波器对原始输入信号进行滤波。

8) 对滤波后的信号进行 Hilbert 变换和包络谱分析,根据滤波成分的时频或包络谱确定故障特征。

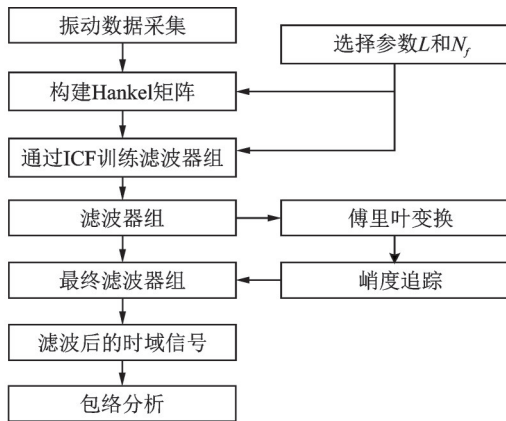


图 2 基于 ICF 的微弱故障检测与分离方法流程图

Fig.2 Flow chart of weak fault detection and separation method based on ICF

图 3 为频谱与峭度的示意图。计算了 30 个权值频谱,可以看出滤波器的频谱峰值能量越集中,峭度越大。当峭度小于 5 时,很难观察出明显的频率成分,说明此时滤波器已经无法提取关键频率信息。因此,笔者将 5 作为峭度追踪停止的阈值。

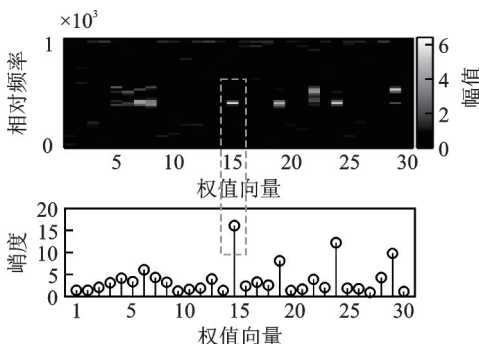


图 3 频谱与峭度的示意图

Fig.3 Relationship between spectrum and kurtosis

4 试验验证

4.1 仿真信号验证

为了评价提出方法的性能,首先通过轴承和齿轮的仿真信号模拟轴承外圈和齿轮磨损的复合故障。当滚动轴承出现局部损伤时,采集的振动信号会产生周期性的脉冲振动成分,表示为

$$x(t) = \sum_i AB(t)S_b(t - iT_b - \delta T) + n_1(t) \quad (7)$$

$$B(t) = [1 - \cos(2\pi f_i t)]/2 \quad (8)$$

$$S_b(t) = e^{-\alpha t} \sin(2\pi f_i t) \quad (9)$$

其中: A 为幅值系数; $B(t)$ 为幅值调整系数; $S_b(t)$ 为冲击成分; T_b 为 2 个冲击成分之间的间隔; $1/T_b$ 为冲击出现的频率,即元件的特征频率 f_0 ; δT 为轴承滚子的滑动效应引起的随机抖动; α 为衰减系数; f_i 为共振频率; $n_1(t)$ 为噪声成分,笔者采用高斯噪声。

齿轮出现局部故障时,齿轮的振动信号会产生幅值调制现象。齿轮的振动信号表达式为

$$h(t) = \sum_{m=0}^M X_m (1 + a_m(t)) \cos(2\pi m z f_n t + \phi_m + b_m(t) + n_2(t)) \quad (10)$$

其中: f_n 为转动频率; z 为齿轮齿数; X_m 和 ϕ_m 分别为幅值和相位的第 m 阶谐波; a_m 和 b_m 分别为幅度和相位调制函数。

信噪比(signal to noise ratio,简称 SNR)指故障信号能量与噪声能量之比,复合故障的仿真过程为

$$S(t) = x(t) + h(t) + n_3(t) \quad (11)$$

CSF 和 ICF 的输入和输出维数为 100 和 10。模拟信号中 T_b 为 0.025 s,即 f_0 为 40 Hz, f_i 为 1 200 Hz, f_m 为 20 Hz, f_n 为 500 Hz。信噪比为 -10 dB 时 CSF 特征分离结果如图 4 所示。通过时域波形和包络谱很难观测到故障信息,说明噪声干扰较大,此时 CSF 的降噪和分离效果不理想,提取出的主成分为轴承的故障信息,无法提取出齿轮故障成分。图 4 的结果为经过 5 次计算选择的最好结果,这说明 CSF 的鲁棒性较差。

信噪比为 -10 dB 时 ICF 特征分离结果如图 5 所示。可以看出,ICF 成功提取出信号中的调制和冲击成分,峰值能量明显,降噪效果较好。图 6 为 2 种方法训练得到的最优滤波器及其频谱示意图,即归一化的权值数据,无量纲。通过 CSF 训练出的滤波器时域波形很难直观地观测到信号特征,通过频

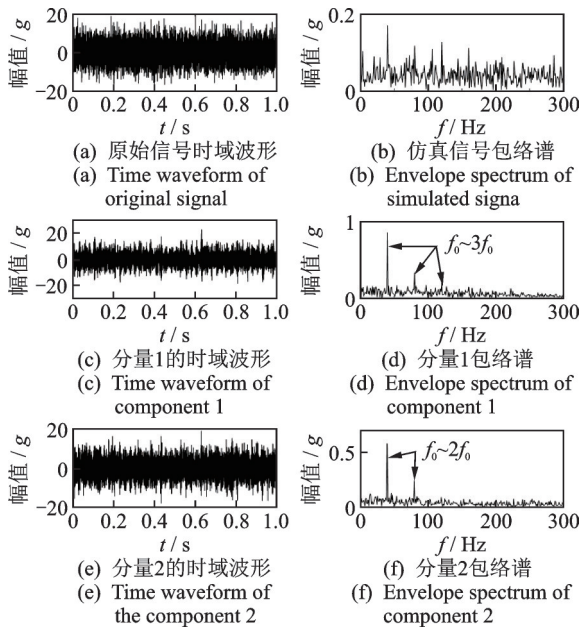


图4 信噪比为-10 dB时CSF特征分离结果

Fig.4 Detection results using CSF when SNR=-10 dB

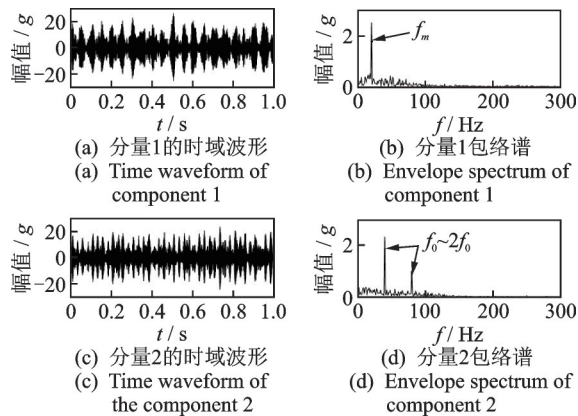


图5 信噪比为-10 dB时ICF特征分离结果

Fig.5 Detection results using ICF when SNR=-10 dB

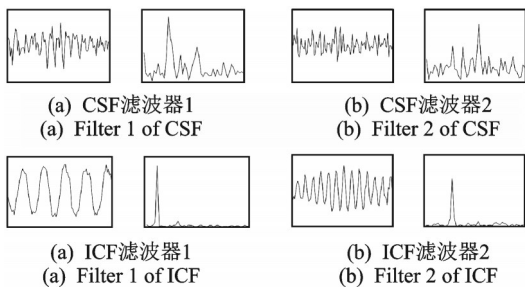


图6 2种方法训练得到的最优滤波器及其频谱示意图

Fig.6 The optimum filters and the corresponding spectrum trained by various methods.

谱可以看出在轴承的共振频率处有峰值,但噪声成分明显。结合固有ICF训练的滤波器频域成分和分离结果可以判断齿轮和轴承故障均被有效分离,且在时域上具有较好的恢复效果。

仿真结果表明,ICF噪声适应能力明显好于CSF,其训练出的滤波器与CSF相比明显不同:①阻带噪声干扰小;②滤波器时域峰值分布在中间位置。由于ICF训练的滤波器冲击特性不明显,导致提取出的轴承故障谐波次数较少,容易出现误诊。笔者通过对滤波器加窗解决该问题,进一步改善滤波器的时域分布,同时解决截断产生的能量变化。选择2阶布莱克曼窗,信噪比为-10 dB时滤波器加窗函数的结果如图7所示。增加窗函数后的ICF滤波器示意图如图8所示。可以看出,加窗后提取的故障特征更加明显,尤其是轴承特征频率谐波数量明显增加,时域分布中的冲击特征也更直观,这说明滤波器加窗有助于更好地判断故障信息。

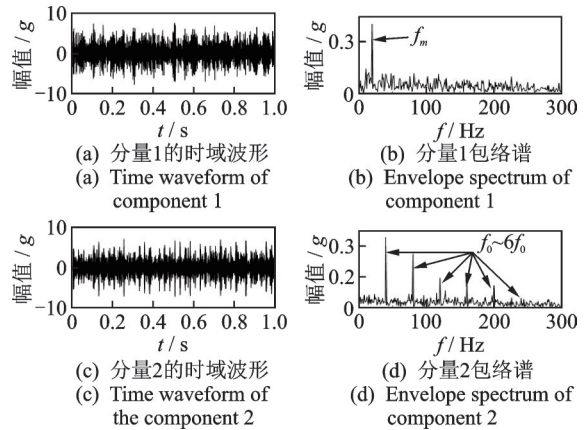


图7 信噪比为-10 dB时滤波器加窗函数的结果

Fig.7 Windowing results using ICF when SNR=-10 dB

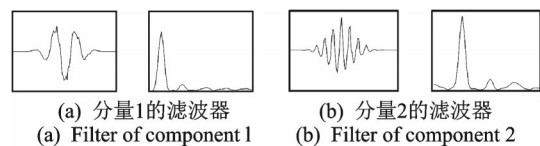


图8 增加窗函数后的ICF滤波器示意图

Fig.8 Windowing based optimum filters trained by ICF

无监督学习方法可以对大数据进行处理,快速实现特征提取。笔者验证了提出的方法在多输入条件下的分离效果,对4组故障信号同时进行分析,信号参数设置如表1所示,信噪比为-10 dB。权值矩阵的维数与前面试验一致。ICF分解结果如图9所示。结果表明,ICF能够同时对多组信号进行分析,并成功提取出每个故障中的特征信息。

4.2 试验信号分析

笔者通过实测振动信号进一步验证提出方法的有效性。图10为试验台示意图。行星齿轮箱主要

表 1 信号参数设置

Tab.1 Parameter setting of simulated signal in case of multiple inputs

输入信号	f_s/kHz	f_t/Hz	T_b/s	α	A	输入信号	f_s/kHz	f_n/Hz	Z	X_m
S_1	20	3 500	0.03	500	10	S_3	20	20	45	10
S_2	20	2 500	0.05	200	10	S_4	20	30	50	10

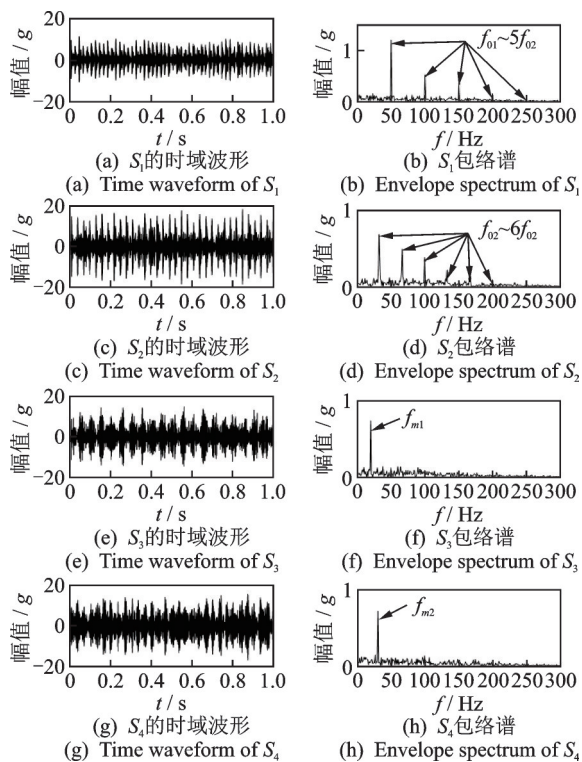


图 9 ICF 分解结果

Fig.9 Separation results of ICF

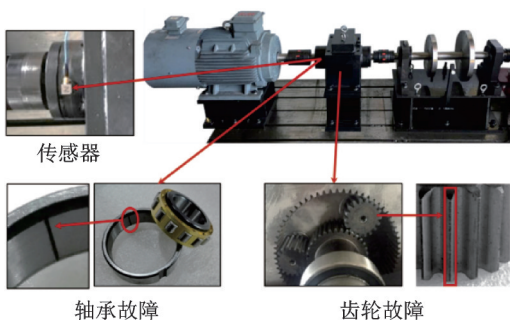


图 10 试验台示意图

Fig.10 Test rig for the gear and bearing fault simulation

包括太阳齿轮、3个行星齿轮和1个齿圈。测试过程中通过磁粉制动器对齿轮箱施加摩擦干扰,太阳齿轮和行星齿轮的齿数分别为38和18。

为了模拟齿轮微弱故障,对行星齿轮的一个齿进行人工磨损,模拟齿轮不均匀磨损微故障下的幅值调制现象,对轴承的外圈切槽模拟轴承外圈故障。6205轴承基本参数如表2所示。电机转速为

1 500 r/min,采样频率为 25.6 kHz。每 6 400 个数据点为一个输入样本,试验信号如图 11 所示。ICF 输入和输出维数为 $N_{out}=10, N_{in}=100$ 。

表 2 6205 轴承基本参数

Tab.2 Basic parameters of 6205 bearings

轴承型号	节径 D/mm	滚柱个数 Z	滚柱直径 d/mm	接触角 $\alpha/(\text{°})$
6205	60	14	20	0

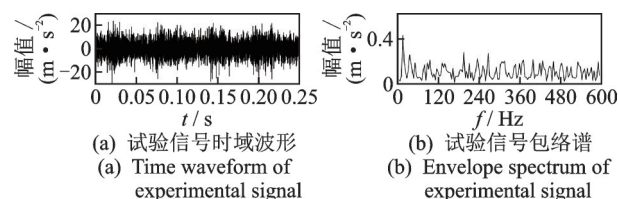


图 11 试验信号

Fig.11 Experimental compound fault signal.

试验轴承的特征频率为

$$f_0 = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \frac{N}{60} = 132 \text{ Hz} \quad (12)$$

ICF 和 CSF 对试验信号的特征分离结果如图 12, 13 所示。可以看出, ICF 能够在时域上准确地恢复 2 种故障信号, 主成分 1 在旋转频率处具有明显峰值, 主成分 2 具有明显的轴承故障特征, 在特征频率及其谐波处具有明显的峰值。CSF 提取的分量 1 在低频处有明显的峰值, 可能会造成误诊。

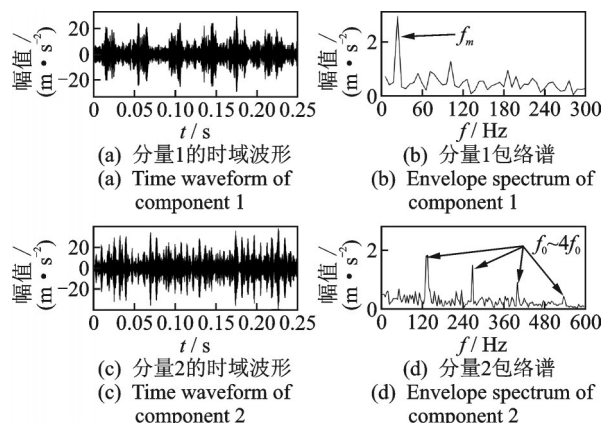


图 12 ICF 对试验信号的特征分离结果

Fig.12 Detection results of experimental signal using ICF

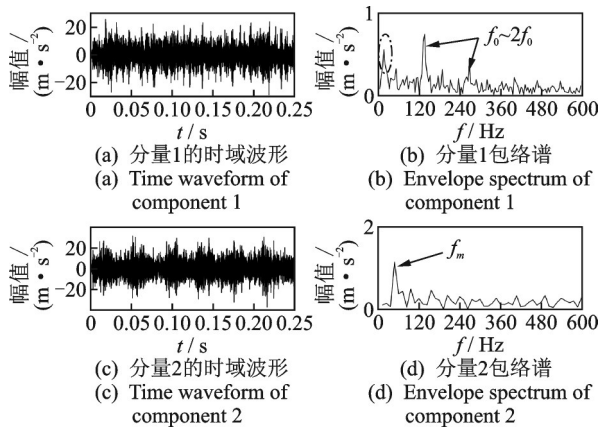


图13 CSF对试验信号的特征分离结果

Fig.13 Detection results of experimental signal using CSF

无论是在时域还是频域,ICF提取的成分均比CSF的恢复效果好。

滤波器组均未经过加窗处理,图14为2种方法训练出的滤波器组的频域对比。可以看出,ICF的有效滤波器频域特征更加明显,阻带幅值很小,能够更好地起到过滤噪声的作用。

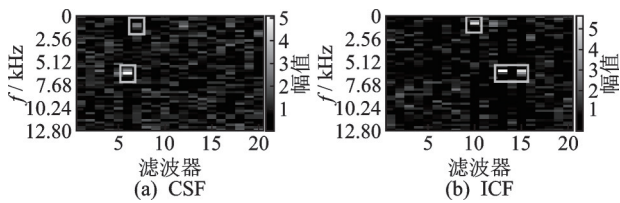


图14 滤波器组的频域对比

Fig.14 Frequency domain comparison of filter banks

笔者在试验信号的基础上增加了模拟的冲击噪声。冲击干扰下的试验信号如图15所示,在0.2s处冲击干扰瞬间幅值远大于信号的有效值。受此干扰,在其包络谱中无法判断任何故障信息。

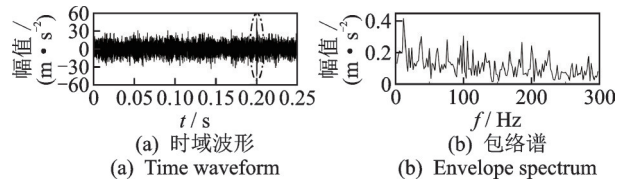


图15 冲击干扰下的试验信号

Fig.15 Experimental signal under impact interference

CSF和ICF对冲击干扰信号的特征分离结果如图16,17所示。CSF提取的分量1为冲击干扰,分量2为调制成分,但恢复效果较差,未识别出轴承的冲击成分。ICF提取分量1为调制成分,分量2为周期性的冲击成分,分量3为冲击干扰。滤波器组频域对比如图18所示。可见,提出方法所学习到的

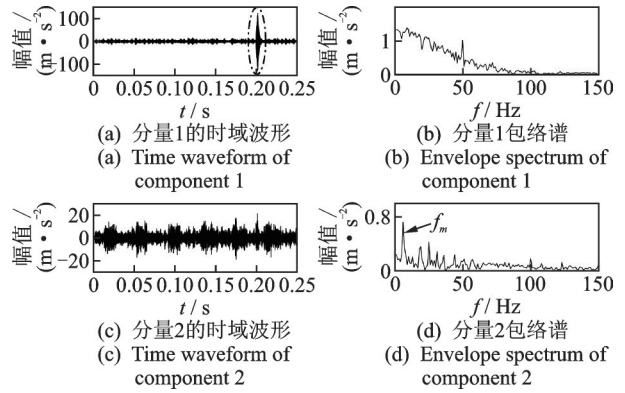


图16 CSF对冲击干扰信号的特征分离结果

Fig.16 Detection results of experimental signal under impact interference using CSF

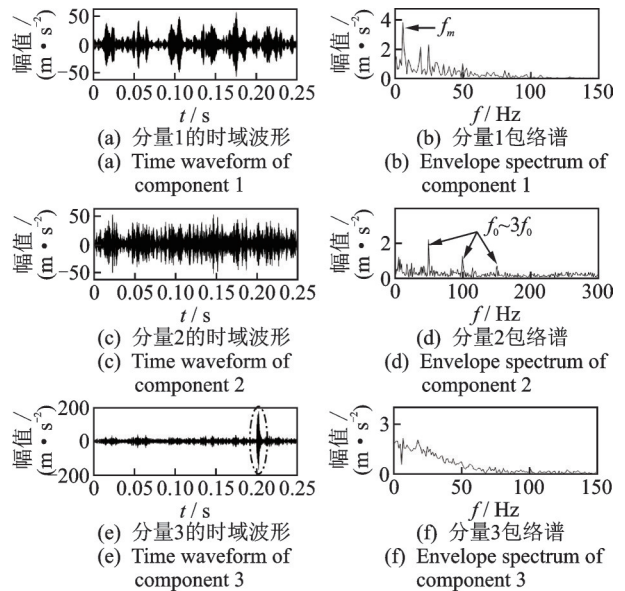


图17 ICF对冲击干扰信号的特征分离结果

Fig.17 Detection results of experimental signal under impact interference using ICF

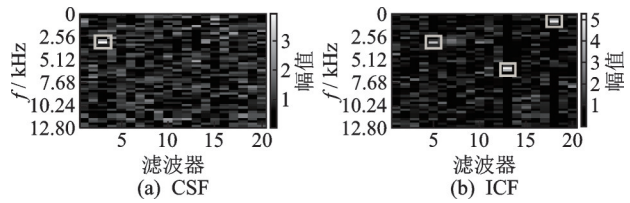


图18 滤波器组频域对比

Fig.18 Frequency domain comparison of filter banks under impact interference

滤波器成分更加清晰,滤波质量更好。

5 结束语

所提出方法能够在信噪比更低的情况下实现复合故障分离,并可以保证更强的鲁棒性;对冲击成分

和调制成分都展现出很好的识别能力;可应用于多输入样本,更适应大数据环境下的故障诊断。训练出的滤波器加窗后能够更好地展现故障中的冲击特征,包络谱的特征频率及其谐波更加明显。

参 考 文 献

- [1] JIANG X X, WANG J, SHI J 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.
- [2] 张旭辉,张超,樊红卫,等.快速谱峭度结合阶次分析滚动轴承故障诊断[J].*振动、测试与诊断*, 2021, 41(6): 1090-1095.
ZHANG Xuhui, ZHANG Chao, FAN Hongwei, et al. Improved fault diagnosis of rolling bearing by fast kurtogram and order analysis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(6): 1090-1095. (in Chinese)
- [3] WANG J R, LI S M, AN Z H, et al. Batch-normalized deep neural networks for achieving fast intelligent fault diagnosis of machines [J]. *Neurocomputing*, 2019, 329: 53-65.
- [4] WANG J R, LI S M, JIANG X X, et al. An automatic feature extraction method and its application in fault diagnosis[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2017, 19(4): 2521-2533.
- [5] NGIAM J, KOH P W, CHEN Z H, et al. Sparse filtering [C] //Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing Systems. Granada: Curran Associates Inc, 2011: 1125-1133.
- [6] JIA X D, ZHAO M, DI Y, et al. Sparse filtering with the generalized lp/lq norm and its applications to the condition monitoring of rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 102: 198-213.
- [7] ZHANG Z Z, LI S M, WANG J R, et al. General normalized sparse filtering: a novel unsupervised learning method for rotating machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 124: 596-612.
- [8] 康伟,朱永生,闫柯,等.基于CSES和MED的滚动轴承微弱故障特征提取[J].*振动、测试与诊断*, 2021, 41(4): 660-666.
KANG Wei, ZHU Yongsheng, YAN Ke, et al. Weak fault extraction of rolling element bearings based on CSES and MED[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(4): 660-666. (in Chinese)
- [9] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. *Geoexploration*, 1978, 16(1/2): 21-35.
- [10] 王志坚,王俊元,张纪平,等.基于改进MOMEDA的齿轮箱复合故障诊断[J].*振动、测试与诊断*, 2018, 38(1): 176-181.
WANG Zhijian, WANG Junyuan, ZHANG Jiping, et al. Fault diagnosis of gearbox based on improved MOMEDA [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(1): 176-181. (in Chinese)
- [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] 樊佶,齐咏生,高学金,等.基于形态学多重分形的风电机组轴承故障诊断[J].*振动、测试与诊断*, 2021, 41(6): 1081-1089.
FAN Ji, QI Yongsheng, GAO Xuejin, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on morphological multi-fractal analysis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(6): 1081-1089. (in Chinese)
- [13] JIA X D, ZHAO M, DI Y, et al. Investigation on the kurtosis filter and the derivation of convolutional sparse filter for impulsive signature enhancement [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 386: 433-448.



第一作者简介:张宗振,男,1986年11月生,博士、副教授。主要研究方向为振动与噪声控制,机械装备智能故障诊断、微弱故障检测和剩余寿命预测。曾发表《General normalized sparse filtering: a novel unsupervised learning method for rotating machinery fault diagnosis》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2019, Vol. 124)等论文。
E-mail: zhzz18@126.com

通信作者简介:王金瑞,男,1989年11月生,博士、教授。主要研究方向为振动与噪声控制,机械装备智能故障诊断。
E-mail: wangjr33@163.com