

稀疏低秩协同正则优化及航空轴承故障诊断

张晗^{1,2}, 王兴¹, 田毅¹, 林建波¹, 杜朝辉³

(1. 长安大学工程机械学院, 710064, 西安; 2. 长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室, 710064, 西安; 3. 西北工业大学航海学院, 710072, 西安)

摘要: 航空发动机振动测点少, 主轴轴承微弱的故障特征信息被多源非高斯噪声干扰所淹没, 难以有效诊断。针对该问题, 首先分析了整机振动信号源成分的表征机制, 揭示了故障特征信号在特定二维变换空间的低秩先验以及谐波干扰信号在频域的稀疏先验, 进而分别构建了特征信息的空域低秩正则函数和谐波干扰信号的谱域稀疏正则函数, 通过协同空域和谱域的两类正则函数, 提出了稀疏低秩协同正则优化算法。所提算法基于故障信号和干扰信号在不同变换空间的结构差异性, 将两类信号分别在两个完全不耦合的空间进行表示和正则, 解决了目前稀疏分解算法难以构造高度不耦合字典的瓶颈问题。仿真分析表明, 所提算法可实现冲击特征、谐波干扰信号和高斯噪声这3种成分的解耦, 从而可靠提取轴承微弱的冲击故障模式。两组航空轴承实验表明, 所提算法不仅可实现运行转速为18 000 r/min、剥落面积为1.0 mm²的航空轴承故障诊断, 并且可有效识别加速疲劳寿命实验中轴承故障萌生初期的特征信息。

关键词: 航空轴承; 故障诊断; 非高斯噪声; 稀疏优化; 低秩分解

中图分类号: TH133.3; TP206.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202111006 **文章编号:** 0253-987X(2021)11-0046-13



OSID 码

Collaborative Sparse Low Rank Regularization for Aero-Engine Bearing Fault Diagnosis

ZHANG Han^{1,2}, WANG Xing¹, TIAN Yi¹, LIN Jianbo¹, DU Zhaohui³

(1. School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. Ministry of Education Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 3. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: It is very difficult to detect weak signatures for the early fault diagnosis of aero-engine bearings due to fewer vibration transducers and stronger non-Gaussian noises. Therefore, prior knowledges of latent subcomponents of aero-engine vibration signals are investigated, then the low rank pattern of the fault features in the tailored two-dimensional transformation space and the sparse structure of harmonic interference signals in the frequency domain are revealed. Moreover, the low-rank regularization in spatial domain and the sparse regularization in spectral domain are established. Based on the two regularization priors, a collaborative sparse low-rank model (CSLM) is proposed. The CSLM emphatically exploits structural differences of fault signals and interference signals in different transformation spaces, and further describes these differences in two completely uncoupled spaces, which provides a favorable way to construct highly incoherent dictionaries for sparse decomposition strategy. The simulation results verify that the proposed

收稿日期: 2021-04-27。 作者简介: 张晗(1988—), 女, 讲师, 硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51805040, 11804279); 陕西省自然科学基金资助项目(2020JQ-131)。

网络出版时间: 2021-06-23

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210623.1113.002.html>

method can decouple the hidden impulsive features from strong harmonic interferences and noises, and meanwhile reliably discover fault sources. Two aero-engine bearing experiments indicate that the CSLM can effectively detect the fault patterns of aero-engine bearing with spalling area of 1.0 mm^2 at running speed up to $18\,000 \text{ r/min}$, and reliably identify the weak characteristic information of bearing faults even in the initial stage of an accelerated fatigue life cycle experiment.

Keywords: aero-engine bearing; fault diagnosis; non-Gaussian noise; sparse optimization; low rank decomposition

航空发动机是飞机的“心脏”,高速、高温、重载和强扰动等极端恶劣环境导致其关键零部件的性能不可避免地发生衰退,带来高昂的全生命周期维护费用,甚至导致灾难性事故的发生^[1]。主轴轴承作为传动系统关键零部件,极易发生疲劳、磨损、腐蚀、打滑和滑蹭损伤等故障,而一旦发生故障,轻则导致转子振动增大,重则导致发动机转子抱死、空中停车甚至机毁人亡的严重事故^[2]。因此,及时有效地诊断航空高速轴承早期微弱故障,对于降低发动机全生命周期维护成本,避免灾难性事故的发生具有重要意义^[3]。

航空轴承早期微弱故障特征辨识一直是国内外学者研究的热点。2015年,法国航空发动机制造商赛峰公司面向全球发起发动机轴承故障诊断的竞赛,诊断专家 Antoni 等参与竞赛并对竞赛情况进行了综述,指出航空发动机轴承故障诊断是最具挑战性的任务之一^[4]。在国内,南京航空航天大学、西北工业大学、重庆大学、中国民航大学等学者对发动机轴承动力学行为建模以及故障诊断方法进行了深入研究^[5-8]。研究表明,航空轴承相比于传统的地面旋转机械轴承,其振动测点安装受限,通常安装于远离轴承的承力机匣上,使得故障动态响应受到复杂传递路径调制。另一方面,由于发动机结构复杂,机匣上传感器感知的信号成分多样,不仅包含微弱的轴承故障特征,还包含高低压转子旋转振动频率、叶片的激振频率、附件机匣中各传动部件的共振频率、流体动力噪声、燃烧室燃烧噪声等。因此,从整机振动信号中辨识轴承故障特征信息,犹如大海捞针,如何从测试信号中抑制多源噪声的干扰、提取微弱故障特征是航空轴承故障诊断的关键^[9]。

通过探索故障特征的固有一本征模式,构造有效的先验正则约束,为微弱特征辨识问题提供了有效手段。近年来,基于稀疏先验的特征辨识技术受到了国内外学者的广泛研究。稀疏特征辨识技术的核心思想是构造与故障特征结构相匹配的先验正则和

稀疏表示字典,建立特征稀疏分解模型,进而通过优化迭代算法实现特征的提取。在稀疏先验正则研究方面:2016年,Zhang 等建立了特征敏感性指标和稀疏系数衰减率的桥梁,构建了加权稀疏正则模型^[10];2019年,Zhao 等揭示了轴承故障特征的组内组间稀疏先验,并提出了自适应增强组稀疏模型,实现了轴承冲击特征的可靠辨识^[11];2019年,Wang S 等提出了广义极小极大凹函数正则消噪算法,以克服经典稀疏正则消噪算法对稀疏系数幅值造成损失及稀疏约束能力减弱问题^[12]。在稀疏字典构建方面:2019年,Sun 等构造了等角紧框架约束下的参数化 Laplacian 小波字典,以解决较高冗余度字典的病态问题^[13];2021年,Jiang 等提出利用编辑倒谱构建冲击特征的稀疏表示字典,可自适应从数据中获得字典原子的物理参数信息^[14]。然而,这些模型多建立在高斯白噪声的统计假设之上,而航空发动机振动信号由于干扰源众多,干扰信号不再满足高斯白统计假设。针对这一问题:2018年,Cai 等提出基于广义极小极大凹函数的形态成分分析模型,分别构造离散余弦字典和短时傅里叶字典实现谐波成分和冲击特征的解耦^[15];2018年,Yang 等基于故障响应机理以及相关滤波法,分别构造平稳信号调制字典和冲击调制字典^[16];2020年,Qin 等提出基于傅里叶字典的改进正交匹配追踪算法,首先滤除谐波,然后通过一维 K-SVD 字典学习提取瞬态冲击故障特征^[17]。综上所述可知,目前基于稀疏先验的特征辨识技术从波形的差异性角度出发,致力于寻求故障特征信息的稀疏表示空间,然而由于故障特征信息和谐波干扰信号在时域内具有固有的耦合相关特性,使得在时域内构造出的特征稀疏表征字典往往对干扰信息也具有较强的稀疏表征能力,降低了故障特征的辨识精度。

近年来,相关学者探索了故障特征的二维结构化先验。2017年,Du 等分析了轴承故障特征的空间相似性,揭示了故障特征在特定二维空间的低秩

特性,并随后分别提出了基于核范数的加权低秩优化算法以及低秩驱动的稀疏解卷辨识算法^[18-19];2018年,Xin等构造了冲击故障特征的稀疏正则约束和低秩正则约束^[20];2020年,陈礼顺等利用低秩分解算法实现了航空锥齿轮的故障诊断^[21];2020年,Zhang等揭示了航空高速轴承混叠变异的隐冲击模式,并提出了聚类低秩优化算法^[22];2020年,Wang B等揭示了故障特征二维时频矩阵的周期组稀疏先验和低秩先验,提出了周期稀疏低秩矩阵估计算法^[23];2020年,Yu等提出基于稳健主成分分析的瞬态特征辨识算法,利用特征矩阵的F范数和核范数来协同描述特征矩阵的低秩先验^[24]。然而,低秩矩阵辨识的核心是主成分分析,该方法仅在干扰信息具有高斯白统计特性时有效,难以实现强谐波干扰下的特征辨识。

针对这些问题,本文通过分析非高斯噪声干扰信号和特征信号在不同变换空间的固有所征模式,揭示了谐波干扰信号在傅里叶变换域的稀疏先验以及轴承故障特征在特定二维空间的低秩先验,进而提出稀疏低秩协同正则优化模型,并开发了基于块坐标优化框架的模型求解算法,实现了轴承故障特征、谐波干扰信号以及噪声信号的解耦。仿真算例和航空轴承故障实验分析验证了算法的有效性。相比于目前的特征辨识算法,本文提出的模型联合了稀疏分解和低秩分解的优势,不再从波形的差异性角度出发,而是考虑故障信号和干扰信号在不同空间维度的结构差异性,将两类信号分别在两个完全不耦合的空间进行表示和正则,解决了目前稀疏分解算法难以构造高度不耦合字典的瓶颈问题,提高了故障特征的辨识精度。

1 先验正则

航空轴承故障动态响应通常受到强噪声、强谐波的干扰。因此,可对传感器采集的信号建立数学模型

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{h} + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为观测信号; $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为一维向量形式的轴承局部故障特征信号; $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为强谐波干扰信号,该干扰信号来源于发动机转子、风扇叶片、附件机匣齿轮传动链等运动部件; $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 为噪声干扰信号。从 $\mathbf{y}$ 中提取特征信息 $\mathbf{x}$ 是一个高度病态欠定问题,稀疏正则理论通过构造匹配的正则化约束来缩小解空间,可有效地消除其病态欠定性。本节将重点分析特征信号 $\mathbf{x}$ 和谐波干扰信号 $\mathbf{h}$ 在不同

变换空间中的固有所征模式,进而构造匹配的正则化约束。

首先,为了增强特征信息的显著性,分析其在二维低秩空间中的分布模式,设计低秩先验正则约束。根据轴承故障动力学理论,轴承局部故障动态响应特征 $\mathbf{x}$ 可建模为

$$\begin{aligned} x(t) &= \sum_i g\left(t - \frac{i}{f_c} + \phi(i)\right) \\ g(t) &= \exp(-\Omega t) \sin(2\pi f_d t) \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $g(t)$ 表示系统的单位脉冲响应; f_c 为轴承故障特征频率; $\Omega = 2\pi\xi f_d$ 为衰减系数,其中 ξ 为系统相对阻尼系数; f_d 为系统的固有频率; $\phi(i)$ 表示第 i 个冲击响应的初相位。

由于特征向量 $\mathbf{x}$ 具有准周期特性,每一个故障周期内的局部振荡波形具有高度的相似性,因此构造分块算子 $\mathbf{R}: \mathbb{R}^{m \times 1} \rightarrow \mathbb{R}^{M \times S}$,其中 M 为分块算子窗长, S 为信号子块数,分块算子如图1所示。

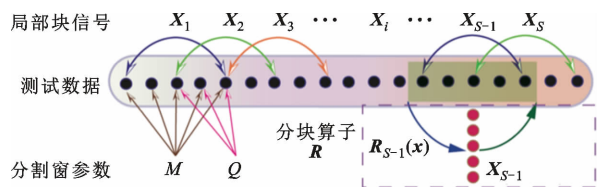


图1 分块算子

Fig. 1 Partition operator

分块算子可将一维的特征向量 $\mathbf{x}$ 转换为二维的特征矩阵

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_S] \in \mathbb{R}^{M \times S}$, $\mathbf{X}_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 代表矩阵 $\mathbf{X}$ 的第 i 列。分块算子窗长 M 设置为

$$M = \frac{f_s}{f_c} + Q \quad (4)$$

式中: f_s/f_c 为一个故障周期的采样点数; Q 为分块算子的重叠长度,用于消除分块算子端点处的不连续性问题。

利用分块算子 $\mathbf{R}$ 对测试信号各个子成分做相同的处理,则一维的观测信号模型式(1)可转换为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{H} + \mathbf{N} \quad (5)$$

由于分块算子的长度和故障特征信号 $\mathbf{x}$ 的故障周期采样点数相匹配,而与干扰信号 $\mathbf{h}$ 和 $\mathbf{n}$ 的周期不匹配,所以特征矩阵 $\mathbf{X}$ 中的列向量具有高度的相似性,同时矩阵 $\mathbf{H}$ 和矩阵 $\mathbf{N}$ 中的列向量不具备相似性。从矩阵分析理论的角度,列相似的矩阵为低秩矩阵,因此特征矩阵 $\mathbf{X}$ 为低秩矩阵,而干扰矩阵 $\mathbf{H}$ 和 $\mathbf{N}$ 为非低秩矩阵,进而可通过奇异值分解(SVD)

技术把潜在的相似特征投影到主子空间

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T = \sum_i \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T \quad (6)$$

式中: $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_M] \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 是左奇异正交矩阵; $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_S] \in \mathbb{R}^{S \times S}$ 为右奇异正交矩阵; $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M)$ 是奇异值矩阵, $\{\sigma_i\}$ 为奇异值序列, 满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_M \geq 0$, 该序列的大部分元素为 0, 具有稀疏特性。同时, 矩阵 $\mathbf{H}$ 和 $\mathbf{N}$ 由于不具备低秩特性, 其奇异值分解后, 奇异值序列呈现出稠密的均匀分布模式。两类信号的秩分布模式和差异性如图 2 所示, 图中 a 为信号幅值。可以看出, 特征信号的奇异值主要集中在序列的初始阶段, 因而可通过设计算子保留初始的大奇异值来增强特征信息。

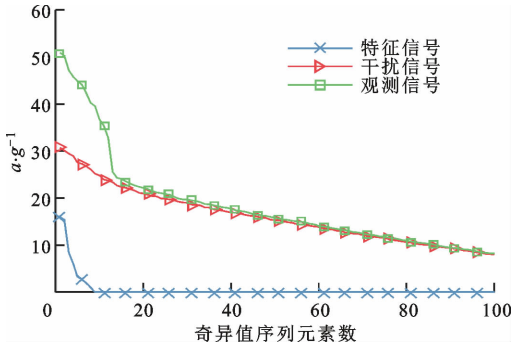


图 2 观测信号各成分奇异值分布模式

Fig. 2 Singular value distribution of each component of observation signal

基于秩分布的差异性, 采用核范数来表征故障特征矩阵 $\mathbf{X}$ 的低秩先验

$$\text{rank}(\mathbf{X}) \approx \|\mathbf{X}\|_* \quad (7)$$

式中 $\|\mathbf{X}\|_*$ 为矩阵 $\mathbf{X}$ 的凸核范数, 定义为

$$\|\mathbf{X}\|_* = \sum_{i=1}^M \sigma_i \quad (8)$$

核范数 $\|\mathbf{X}\|_*$ 本质上是奇异值序列的 ℓ_1 范数, 刻画了特征矩阵 $\mathbf{X}$ 的奇异值序列具有的稀疏分布结构, 最小化该核范数可有效提取观测信号中的低秩信息。

另一方面, 为了抑制强干扰信号, 基于其频谱结构的高度稀疏特性, 设计谱稀疏先验正则。发动机转子、风扇叶片旋转产生强谐波干扰, 可建模为多阶次线谱叠加信号

$$h(t) = \sum_i \sum_l A_i \cos(2\pi l f_i t) \quad (9)$$

式中: $\{f_i\}$ 为旋转部件的基频分量; l 为高阶谐波干扰频率的阶数。假设 $\mathbf{D}$ 为正交傅里叶变换字典, 则线谱信号 $\mathbf{h}$ 经傅里叶字典变换后, 傅里叶系数为可

表示为

$$\tilde{\mathbf{h}} = \mathbf{D}^H \mathbf{h} \quad (10)$$

$\tilde{\mathbf{h}}$ 的各个分量在频谱中表现为单个谱线, 具有较大的幅值。特征信号 $\mathbf{x}$ 以及噪声干扰 $\mathbf{n}$ 在傅里叶变换域内分布在较宽的频带, 幅值较弱。 $\tilde{\mathbf{h}}$ 的谱分布相对于整个频谱呈现出稀疏模式, 如图 3 所示。

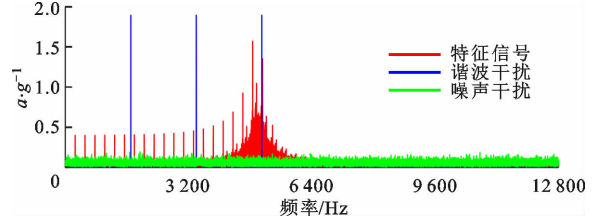


图 3 观测信号各成分在频域内的稀疏分布结构

Fig. 3 Sparsity structure of each signal component in frequency domain

由此, 建立谐波干扰信号在一维正交傅里叶变换空间的稀疏先验正则

$$\|\tilde{\mathbf{h}}\|_0 = \sum_i \text{supp}(\tilde{h}_i \neq 0) \quad (11)$$

式中: $\text{supp}(\cdot)$ 为非 0 元素的支撑示性函数; $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_0$ 为 $\tilde{\mathbf{h}}$ 的非 0 元素数。然而, ℓ_0 范数具有高度非凸的特性, 具有较多的局部极小值, 从而使得模型对噪声和优化算法的初值较为敏感, 极大地降低了模型的工程适用性。本文采用 ℓ_1 凸正则, 用 $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_1$ 替代非凸 ℓ_0 范数表征傅里叶系数 $\tilde{\mathbf{h}}$ 的稀疏先验结构。

2 模型及算法

2.1 稀疏低秩协同正则模型

基于特征信号在二维空间的核范数正则约束和谐波干扰信号在一维傅里叶变换域内的凸稀疏正则约束, 本文提出了如下的稀疏低秩协同正则模型

$$\arg \min_{\tilde{\mathbf{h}}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_F^2 + \mu_1 \|\tilde{\mathbf{h}}\|_1 + \mu_2 \|\mathbf{X}\|_* \right) \quad (12)$$

式中: $\|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_F^2$ 为数据保真项; $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_1$ 为稀疏正则约束; $\|\mathbf{X}\|_*$ 为低秩正则约束; μ_1, μ_2 为模型超参数, 分别刻画了两类正则约束的置信水平。由于故障特征信号在时域内每一个周期均具有相似性, 按照特征周期进行分块所构造的特征矩阵是低秩矩阵, 因此通过最小化核范数 $\|\mathbf{X}\|_*$ 可滤除信号中的非低秩信息, 增强有用的故障特征信息显著性。另一方面, 由于谐波干扰信号在频域内的傅里叶变换系数具有高度的稀疏性, 因此通过最小化 $\|\tilde{\mathbf{h}}\|_1$ 可从观测信号中解耦出谐波干扰信号。提出模型的

协同策略在于利用一维傅里叶变换域的高度稀疏先验来滤除强干扰,同时通过二维矩阵空间中的低秩特性来增强微弱特征信息的显著性,因而协同两类正则约束来实现轴承故障特征的高精度辨识。

2.2 优化求解器

在广义块坐标优化求解框架下,本小节推导模型式(12)的优化求解算法,即为本文提出的稀疏低秩协同优化算法 CSLA。

由于模型式(12)中未知变量 $\mathbf{X}$ 和 $\tilde{\mathbf{h}}$ 在数据保真项中相互耦合,难以进行联合求解。因此,为了消除变量之间的耦合效应,引入代理变量 $\tilde{\mathbf{g}} = \tilde{\mathbf{h}}$,故而模型式(12)可转化为

$$\arg \min_{\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{h}}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_{\text{F}}^2 + \mu_1 \|\tilde{\mathbf{g}}\|_1 + \mu_2 \|\mathbf{X}\|_* \right) \quad \text{s. t. } \tilde{\mathbf{g}} = \tilde{\mathbf{h}} \quad (13)$$

基于块坐标框架,模型式(13)的增广拉格朗日函数可表示为

$$\Gamma(\mathbf{X}, \tilde{\mathbf{h}}, \tilde{\mathbf{g}}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_{\text{F}}^2 + \mu_1 \|\tilde{\mathbf{g}}\|_1 + \mu_2 \|\mathbf{X}\|_* + \langle \boldsymbol{\lambda}, \tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}} \rangle + \frac{\beta}{2} \|\tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}}\|_2^2 \quad (14)$$

式中: β 为罚参数; $\boldsymbol{\lambda}$ 为拉格朗日乘子。这一问题共有 4 个优化变量,根据块坐标下降策略,对模型中的各变量 $\tilde{\mathbf{h}}, \tilde{\mathbf{g}}, \mathbf{X}, \boldsymbol{\lambda}$ 进行解耦,可获得 4 个优化子问题。

(1) $\tilde{\mathbf{h}}$ 子问题可以抽象为

$$\arg \min_{\tilde{\mathbf{h}}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_{\text{F}}^2 + \langle \boldsymbol{\lambda}, \tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}} \rangle + \frac{\beta}{2} \|\tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}}\|_2^2 \right) \quad (15)$$

该优化问题本质上是一个平滑的最小二乘问题。因此,可获得闭式解

$$\tilde{\mathbf{h}}^{(k+1)} = ((\mathbf{R}\mathbf{D})^T \mathbf{R}\mathbf{D} + \beta)^{-1} [\beta \tilde{\mathbf{g}}^{(k)} + \boldsymbol{\lambda}^{(k)} + (\mathbf{R}\mathbf{D})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}^{(k)})] \quad (16)$$

(2) $\tilde{\mathbf{g}}$ 子问题可以抽象为

$$\arg \min_{\tilde{\mathbf{g}}} \left(\mu_1 \|\tilde{\mathbf{g}}\|_1 + \langle \boldsymbol{\lambda}, \tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}} \rangle + \frac{\beta}{2} \|\tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}}\|_2^2 \right) \\ \Rightarrow \arg \min_{\tilde{\mathbf{g}}} \left(\frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{g}} - \tilde{\mathbf{h}} + \frac{\boldsymbol{\lambda}}{\beta}\|_2^2 + \mu_1 \|\tilde{\mathbf{g}}\|_1 \right) \quad (17)$$

该问题本质上是 ℓ_1 范数的临近点算子。因此,依据凸优化理论,可获得闭式解

$$\tilde{\mathbf{g}}^{(k+1)} = \text{prox} \left(\tilde{\mathbf{h}}^{(k+1)} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{(k)}}{\beta}; \frac{\mu_1}{\beta} \right) \quad (18)$$

式中 $\text{prox}(\cdot)$ 表示临近点函数,且对于任何向量和阈值参数 τ ,具有

$$\text{prox}(\mathbf{v}_i; \tau) = \text{sgn}(t_i) \odot \max(|\mathbf{v}_i| - \tau, 0), \quad \forall i \quad (19)$$

其中 $\odot$ 表示向量或矩阵逐点运算操作。

(3) $\mathbf{X}$ 子问题可以抽象为

$$\arg \min_{\mathbf{X}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{X} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}})\|_{\text{F}}^2 + \mu_2 \|\mathbf{X}\|_* \right) \quad (20)$$

式中核范数 $\|\mathbf{X}\|_*$ 是凸可微的,因此该式可看做是该核范数的临近点算子,其闭式解为

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{U}_{\mathbf{B}^{(k+1)}} \{\text{prox}(\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{B}^{(k+1)}}; \mu_2)\} \mathbf{V}_{\mathbf{B}^{(k+1)}}^T \quad (21)$$

其中, $\mathbf{B}^{(k+1)} = \mathbf{Y} - \mathbf{R}(\mathbf{D}\tilde{\mathbf{h}}^{(k+1)})$, $\mathbf{B}^{(k+1)} = \mathbf{U}_{\mathbf{B}^{(k+1)}} \cdot \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{B}^{(k+1)}} \mathbf{V}_{\mathbf{B}^{(k+1)}}^T$ 表示矩阵 $\mathbf{B}^{(k+1)}$ 的奇异值分解。

(4) 拉格朗日乘子 $\boldsymbol{\lambda}$ 更新可以抽象为

$$\boldsymbol{\lambda}^{k+1} = \boldsymbol{\lambda}^{(k)} + \beta(\tilde{\mathbf{g}}^{(k+1)} - \tilde{\mathbf{h}}^{(k+1)}) \quad (22)$$

最后,对这 4 个子问题重复迭代直至算法收敛或达到最大迭代数 K ,迭代收敛准则为

$$\frac{|\gamma^{k+1} - \gamma^k|}{\gamma^k} \leq \epsilon \quad (23)$$

式中 γ^k 为第 k 次迭代时目标函数式(12)的函数值。此时,可获得最优的特征矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$,进而一维特征向量可通过分块逆算子重构获得

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{R}^{-1}(\hat{\mathbf{X}}) \quad (24)$$

稀疏低秩协同优化算法流程如图 4 所示。图中,变量初始化为 $\mathbf{X}^{(0)} = \mathbf{0} \in \mathbb{R}^{M \times S}$, $\tilde{\mathbf{h}}^{(0)} = \tilde{\mathbf{g}}^{(0)} = \boldsymbol{\lambda}^{(0)}$

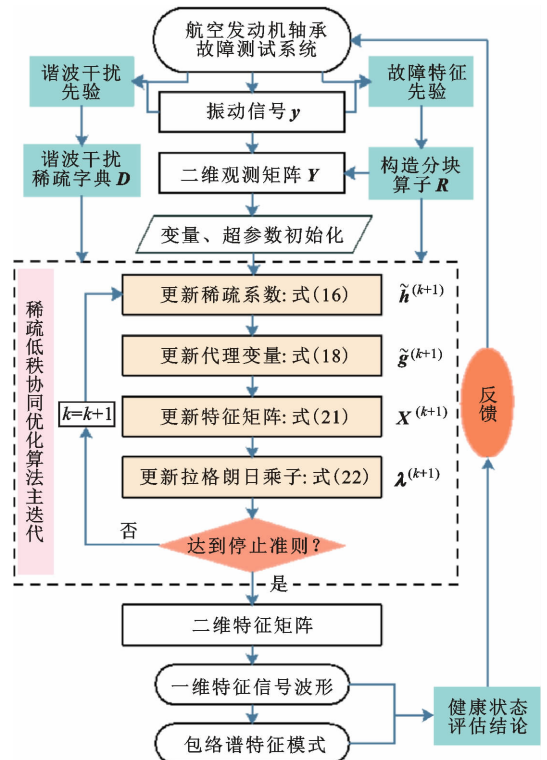


图4 稀疏低秩协同优化算法流程

Fig. 4 Flowchart of the proposed collaborative sparse low-rank algorithm

$=\mathbf{0} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ 。

3 仿真分析

本节通过数值仿真实验来评估提出算法的有效性。基于信号生成模型式(2)(9),同时考虑到系统测试信号中不可避免的白噪声干扰 $n(t)$,仿真信号可表述为

$$y(t) = x(t) + c_1 h(t) + c_2 n(t) \quad (25)$$

式中 c_1 、 c_2 为常数,用于调节 3 类信号之间的相对能量比。

仿真信号采样频率为 25 600 Hz,采样时间为 1 s,轴承故障特征频率为 512 Hz,系统固有频率 f_d 为 5 000 Hz,衰减系数 $\Omega=2\ 000$,谐波干扰信号基频为 $f_1=900$ Hz,最高阶数为 $l=3$,谐波干扰系数 $c_1=1$,噪声干扰系数 $c_2=1$,噪声方差 $\sigma=0.5\ g^2$ 。仿真信号的信噪比为 $-4.739\ \text{dB}$,信干比为 $-13.159\ \text{dB}$ 。

仿真信号时域波形及其谱分析如图 5 所示。理论上,局部细化时域波形图 5b 应包含 10 个完整的冲击周期,实际上从图中可以发现,冲击特征完全被干扰信号所淹没。同时,包络谱图 5c 中幅值较高的

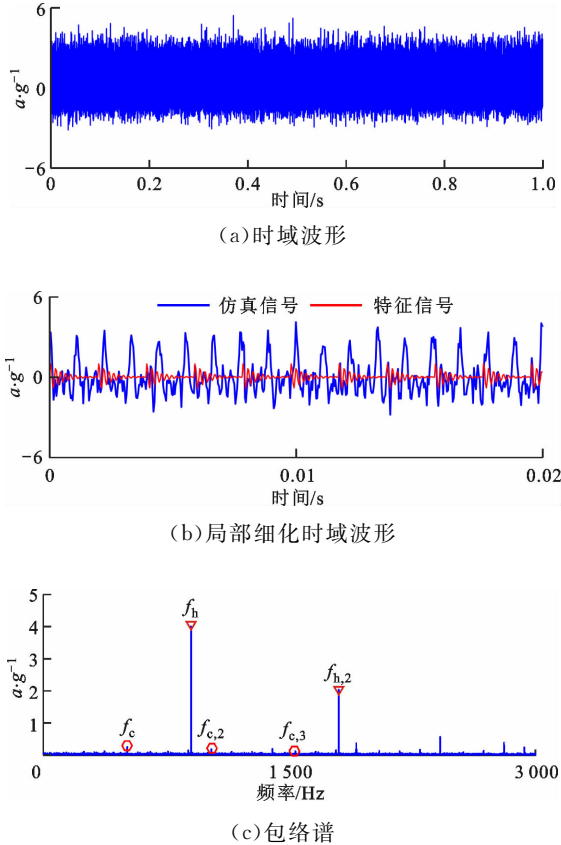


图 5 仿真信号及其谱分析

Fig. 5 Simulation signals and its corresponding spectrums

频率成分 f_h 和 $f_{h,2}$ 分别为谐波干扰的基频和二倍频,故障特征频率 f_c 及其各阶倍频($f_{c,2}$ 、 $f_{c,3}$)均较为微弱,难以可靠地辨识。

首先用本文提出的稀疏低秩协同优化算法 CS-LA 对仿真信号进行分析。字典 $\mathbf{D}$ 选用傅里叶正交基字典,分块算子的基础窗长按照式(4)设置,其中重叠块长度设置为 0。稀疏正则参数 μ_1 采用 k 稀疏准则,由于离散线谱干扰在傅里叶域具有高度稀疏的特性,所以通常设置 μ_1 为 5~20,在本文仿真算例中,设置为 7。低秩正则参数 μ_2 采用遍历方法自适应选择,遍历指标为重构信号包络谱的特征显著度水平, μ_2 的取值范围为 $[0\ \max(\mathbf{\Sigma}_Y)]$,其中 $\max(\mathbf{\Sigma}_Y)$ 表示观测信号矩阵 $\mathbf{Y}$ 的奇异值序列的最大值。当 $\mu_2=0$ 时,模型中低秩正则约束为 0,优化目标函数退化为基本的稀疏正则模型,此时算法求得的 $\hat{\mathbf{x}}$ 为噪声和故障特征信号之和;当 $\mu_2=\max(\mathbf{\Sigma}_Y)$ 时,算法求得的 $\hat{\mathbf{x}}$ 为 0 向量。参数 β 主要影响算法的收敛速度,根据经验设置为 6。算法的最大迭代次数设置为 600。图 6 为本文算法的分析结果。从图 6a 可以看出,通过局部细化时域波形可清晰辨识准周期的冲击特征波形,且每一个冲击特征均呈现出完整的瞬态衰减振动模式;从图 6b 可以看出,包络谱仅包含故障特征频率及其各阶倍频,谐波干扰和噪声分量几乎完全被滤除。

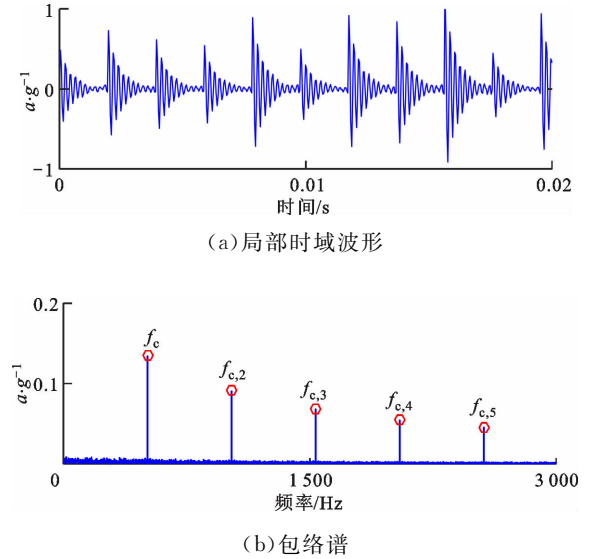


图 6 仿真信号的稀疏低秩协同优化算法分析结果

Fig. 6 Extracted feature information from simulation signals by proposed CSLA

为了进一步验证提出的稀疏低秩协同优化算法的有效性,采用 3 种经典算法进行对比分析,分别为自适应增强组稀疏正则算法(AdaESPL)、加权低

秩正则算法(WLR)以及谱峭度滤波算法(SK)。其中:自适应增强组稀疏算法的参数采用文献[11]推荐的参数设置;加权低秩算法的正则参数 λ 采用遍历方式自适应选择,遍历指标为重构信号包络谱的特征显著度水平;谱峭度滤波算法分解层数设置为3。3种算法的分析结果如图7~9所示。由图7可知,自适应周期组稀疏算法提取的特征信号中混叠有大量干扰信号,无法辨识准周期冲击特征;由图8a可知,局部细化时域波形中难以识别周期性的故障冲击模式,由图8b可知,加权低秩算法提取的特

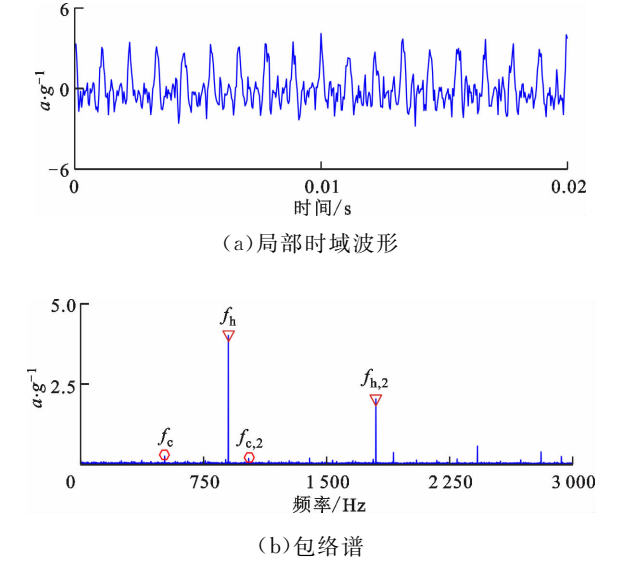


图 7 自适应增强组稀疏正则算法对仿真信号的分析结果
Fig. 7 Extracted feature information from simulation signals by AdaESPG

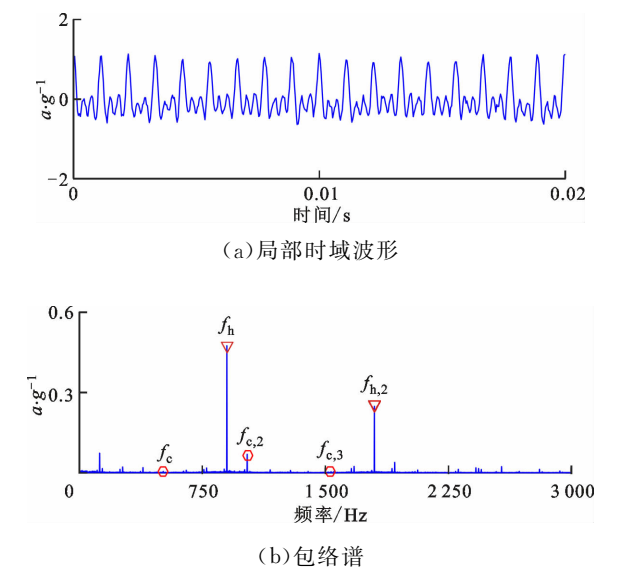


图 8 加权低秩正则算法对仿真信号的分析结果
Fig. 8 Extracted feature information from simulation signals by WLR

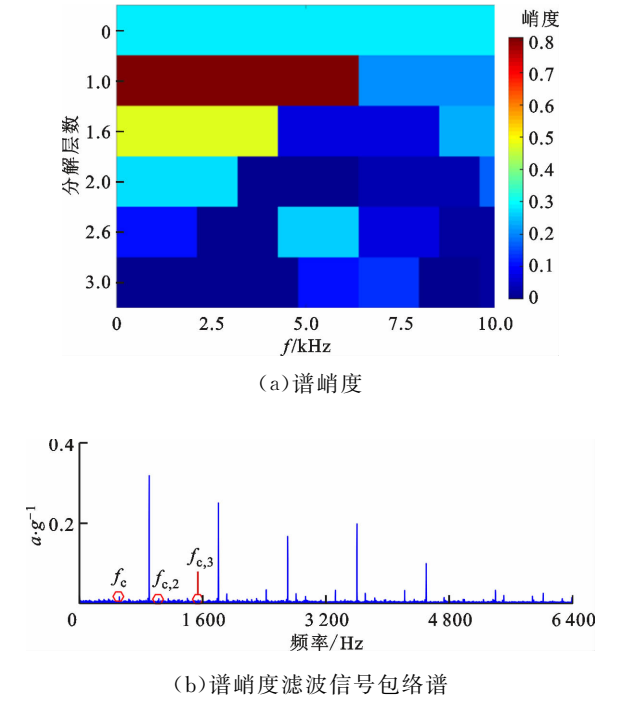


图 9 谱峭度滤波算法对仿真信号的分析结果
Fig. 9 Extracted feature information from simulation signals by SK

征信号包络谱中仅可识别出故障特征频率的二阶倍频;由图9可知,特征信号最大峭度为0.8,带宽为6400 Hz,中心频率为3200 Hz,由于带宽较大,该频带内干扰较为严重,因此在谱峭度滤波信号的包络谱中难以识别故障信息。

4 航空轴承故障诊断应用

为了充分验证提出算法对航空轴承故障特征的辨识能力,通过一组航空轴承故障试验和一组航空轴承全寿命实验来进行分析评估。同时,分别采用3类典型的故障特征检测算法进行对比分析,分别为:基于稀疏正则优化的自适应增强周期组稀疏算法,基于低秩正则优化模型方面的加权低秩算法,故障诊断中经典的谱峭度滤波算法。

4.1 案例 1

轴承试验机采用某燃气涡轮研究院的某型号中等尺寸轴承试验器。该试验器结构简图及传感器布置如图10所示。测试轴承选用某型号航空发动机专用轴承,其主要尺寸参数如表1所示。

为了模拟航空轴承早期剥落故障,利用电动研磨笔在实验轴承的外圈表面预制剥落面积为1.0 mm²、剥落长度为1.128 mm的局部故障,实验轴承及其局部故障照片如图11所示。实验运行中,轴承

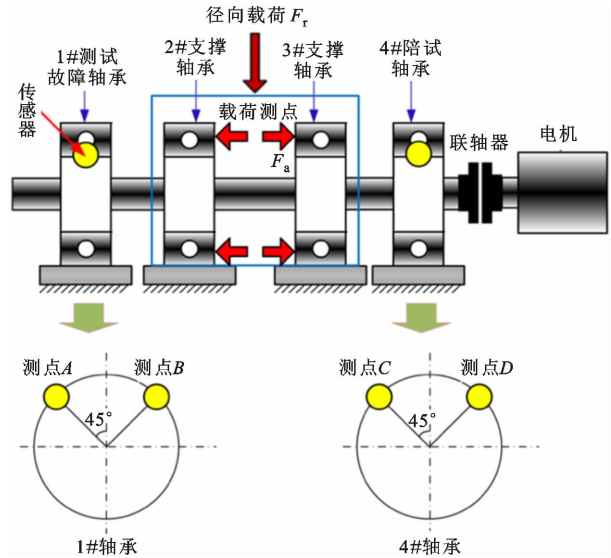


图 10 航空轴承试验机主体结构及传感器测点布置

Fig. 10 Configuration of high-speed aero-engine bearing experiment and transducer setting

表 1 1#测试轴承相关参数

Table 1 Parameters of test bearing No. 1

轴承 型号	节经 /mm	滚子直径 /mm	滚子数	接触角 /(°)
角接触 球轴承	59.85	9.525	15	35 (静态)

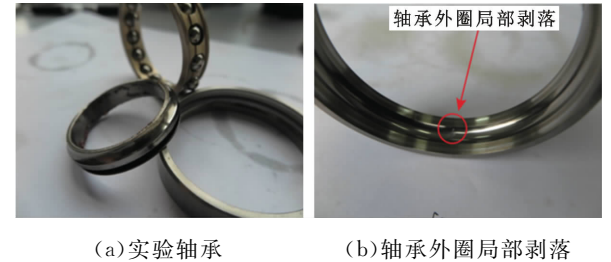


图 11 实验轴承及其局部故障照片

Fig. 11 Test bearing and its local spalling fault

径向加载 350 N,轴向加载 1 000 N,振动传感器分别安装在 1#测试轴承和 4#陪试轴承的轴承座上,试验器高速轴承运行转速为 18 000 r/min,转频 f_r 为 300 Hz。振动信号利用数据采集仪记录,采样频率为 50 kHz。振动信号的时域波形及其谱分析结果如图 12 所示。由图 12b 可以看出,实际细化波形较为杂乱,无任何明显的冲击特征,然而依据故障机理分析,在细化时域波形中应呈现出 10 个完整的故障周期波形;由图 12c 可以看出,频率成分复杂,无明显的特征频率;由图 12d 可以看出,外圈故障特征频率 f_{BPFO} 及其倍频成分较为微弱,难以进行可靠的

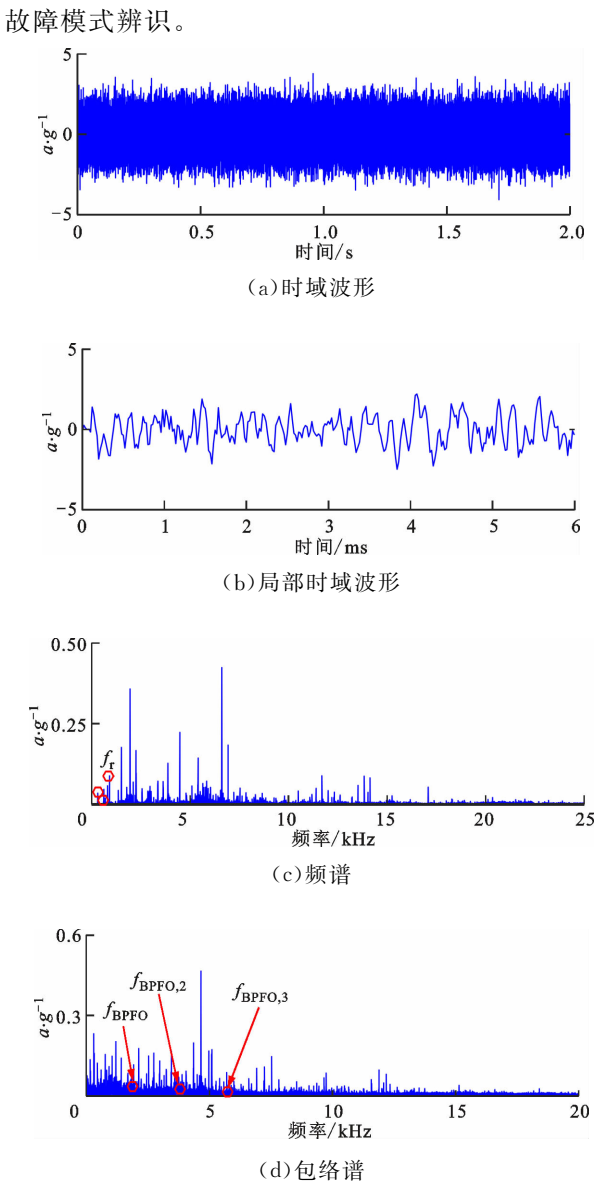


图 12 航空轴承测试信号及其谱分析

Fig. 12 Collected vibration signal and its spectrum

用本文提出的 CSLA 算法对测试信号进行分析,结果如图 13 所示。对比图 12c 和图 13a 可知,稀疏低秩算法重构信号频谱有效地提取了冲击特征频带,滤除了该频带外的强大干扰线谱;对比图 12d 和图 13b 可知,重构信号包络谱中可清晰地辨识故障特征频率及其高阶倍频,有效地预示了预制的局部剥落故障。

为了进一步验证算法的有效性,采用 3 类对比算法分析测试信号,结果如图 14~16 所示。对比图 14a 和图 15a 可知,在自适应增强周期组稀疏算法和加权低秩算法提取的特征频谱中,冲击特征频带均较为微弱,被大量离散线谱噪声所干扰,且从包络谱图 14b 和图 15b 中均无法有效识别故障特征及其

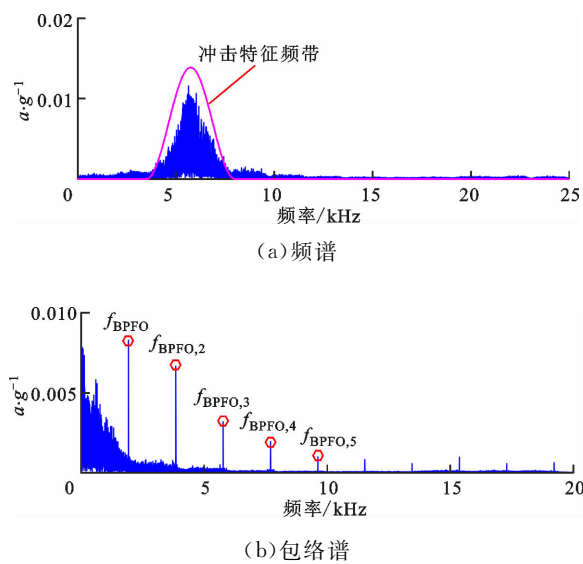


图 13 案例 1 中稀疏低秩协同优化算法对测试信号的分解结果

Fig. 13 Extracted feature information via CSLA

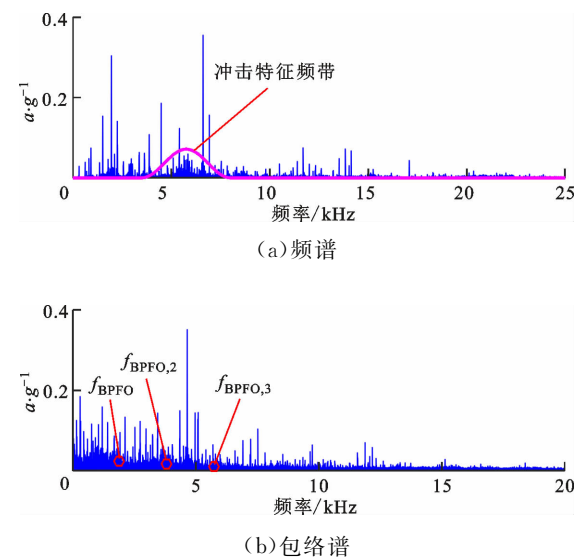


图 14 案例 1 中自适应周期组稀疏算法对测试信号的分解结果

Fig. 14 Extracted feature information via AdaESPL

各阶倍频信息。由图 16a 可知,信号分解层数为 4,特征信号最大峭度为 0.2,带宽为 12 500 Hz,中心频率为 6 250 Hz,由于带宽较大,该频带内干扰较为严重,因此滤波信号包络谱图 16b 中故障特征频率

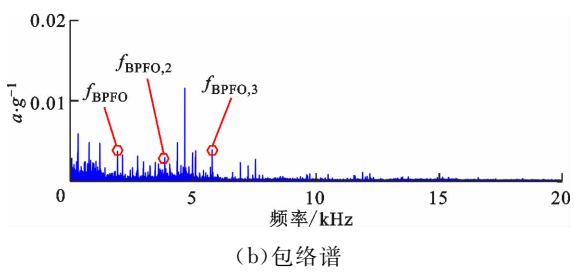
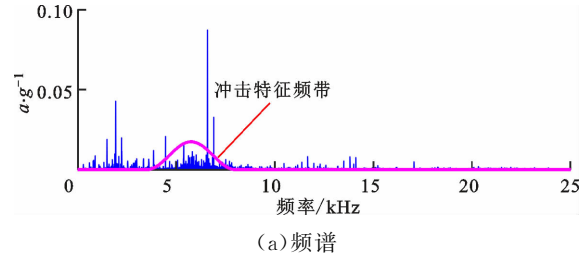


图 15 案例 1 中加权低秩算法对测试信号的分解结果

Fig. 15 Extracted feature information via WLR

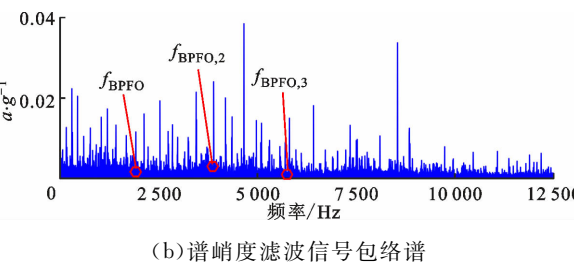
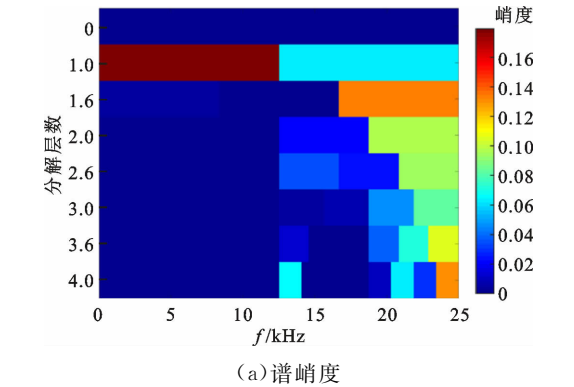


图 16 案例 1 中谱峭度算法对测试信号的分解结果

Fig. 16 Extracted feature information via SK

成分微弱,难以识别。

4.2 案例 2

本小节通过分析航空发动机轴承全寿命实验测试数据验证算法有效性。图 17 所示为航空轴承疲劳寿命试验机主体结构简图。测试轴承型号及参数如表 2 所示。加速疲劳寿命试验按照行业标准 JB/

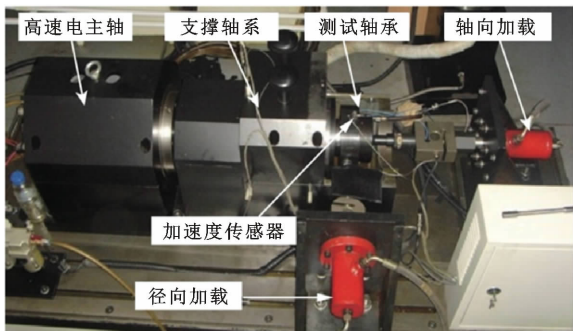


图 17 航空轴承试验机主体外观

Fig. 17 Main configuration of experimental rig

T 50013—2000 的要求进行。实验转速为6 000 r/min。图 18 为测试轴承全寿命周期振动信号的均方根趋势。有效值快速升高后,停机检查发现测试轴承内圈出现面积为 3 mm² 的局部剥落,如图 19 所示。

表 2 全寿命实验中测试轴承相关参数

Table 2 Parameters of test bearing in run-to-failure experiment

轴承 型号	节经 /mm	滚子直径 /mm	滚子数	接触角 /(°)
H7018C	115	12.5	27	15

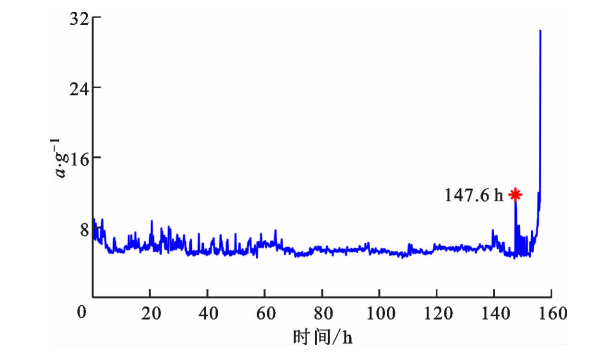


图 18 测试轴承全寿命周期振动信号均方根趋势
Fig. 18 Root-mean-square of vibration signal in run-to-failure experiment

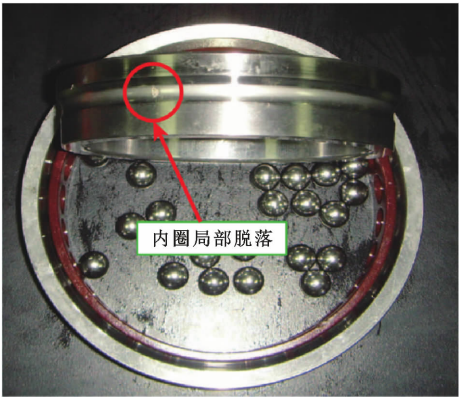


图 19 测试轴承内圈局部剥落
Fig. 19 Spalling fatigue on inner race of test bearing

轴承早期微弱故障特征的识别是保障航空发动机运行安全的关键基础,因此选用故障初期 147.6 h 的振动信号进行分析,相比于失效时的振动有效值,该时刻的有效值并未发生明显变化,故障特征较为微弱^[25]。图 20 为该时刻测试信号的时域波形及其谱分析结果。由图 20b 可以看出,细化时域波形具有 10 个完整的故障周期,然而其波形较为杂乱,难以确认冲击特征波形;由图 20c 可以看出,频率成

分复杂,无明显的内圈故障特征频率 f_{BPF1} 结构,且包络谱中故障特征频率及其倍频成分较为微弱,无法有效地预示轴承的健康状态。

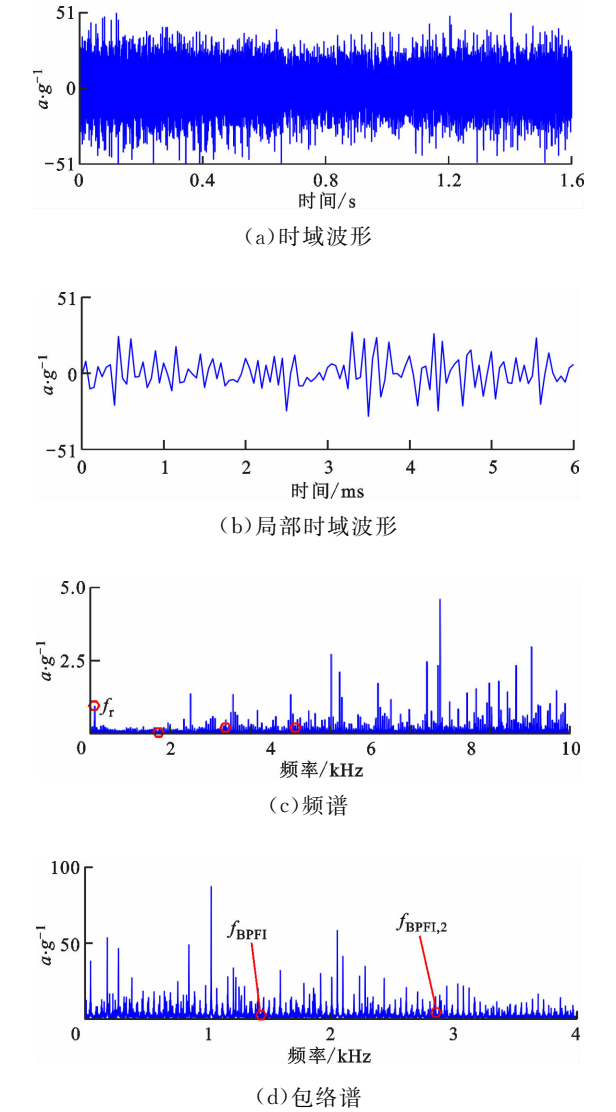
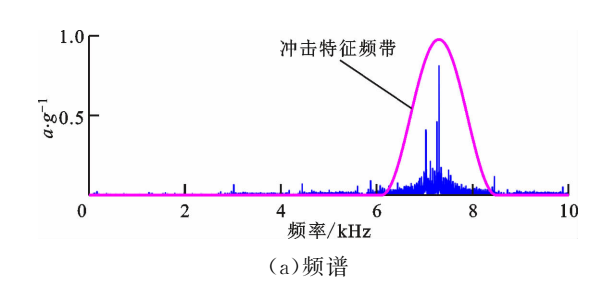
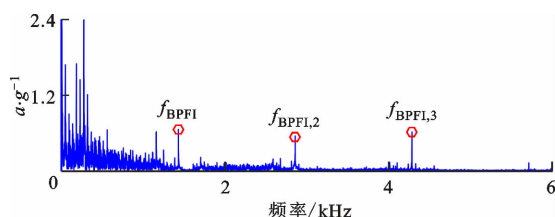


图 20 高速轴承内圈早期故障测试信号及其谱分析
Fig. 20 Vibration signal and its spectrum of test bearing with early fault on inner race

用本文提出的 CSLA 算法对测试信号进行分析,结果如图 21 所示。可以看出,相比于测试信号频谱图 20c,由图 21a 中能可靠地发现冲击特征频带,且在包络谱图 21b 中故障特征频率及其各阶倍





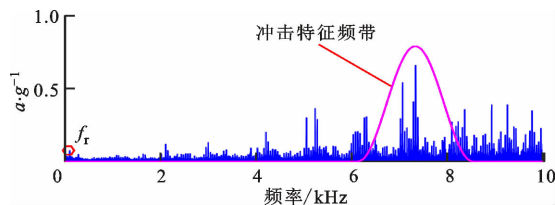
(b) 包络谱

图 21 案例 2 中稀疏低秩协同优化算法对测试信号的分解结果

Fig. 21 Feature signal extracted by proposed CSLA

频成分均较为显著,验证了提出稀疏低秩协同优化算法对航空轴承早期微弱故障特征识别的有效性。

3 类对比算法的分析结果分别如图 22~24 所示。由图 24 可以看出,特征信号最大峭度为 1,带宽为 5 000 Hz,中心频率为 7 250 Hz。综合图 22~24 可知,由于测试信号成分复杂,存在大量的离散线谱成分干扰,因此稀疏正则模型及加权低秩正则模型均无法有效辨识故障特征信息。谱峭度算法获得滤波信号的频带较宽,难以获取完整的准周期冲击模式,因此从滤波信号包络谱中无法识别故障特征频率。

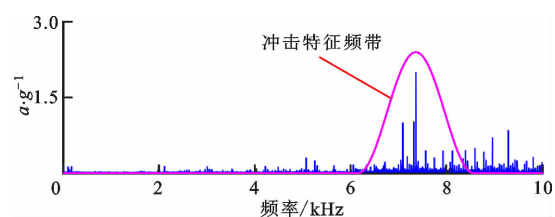


(a) 频谱

(b) 包络谱

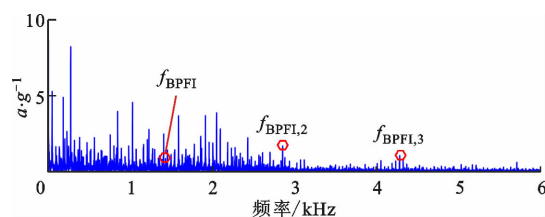
图 22 案例 2 中自适应周期组稀疏算法对测试信号的分解结果

Fig. 22 Feature signal extracted by AdaESPG



(a) 频谱

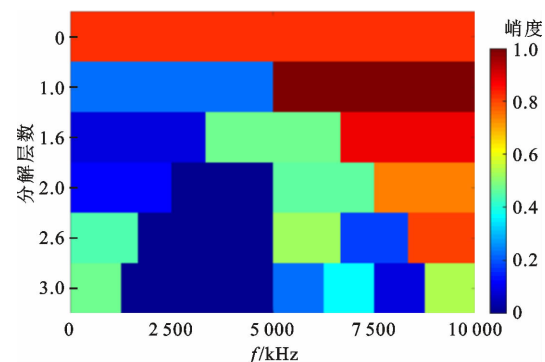
(b) 包络谱



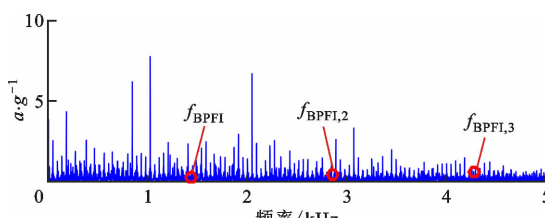
(b) 包络谱

图 23 案例 2 中加权低秩算法对测试信号的分解结果

Fig. 23 Feature signal extracted by WLR



(a) 谱峭度



(b) 谱峭度滤波信号包络谱

图 24 案例 2 中谱峭度算法对测试信号的分解结果

Fig. 24 Feature signal extracted by SK

5 结 论

航空轴承故障的早期诊断和预警,是保障发动机运行安全的关键技术之一。航空发动机振动观测信号成分复杂,强谐波干扰是制约经典冲击特征辨识算法的关键问题。本文针对这些问题,联合空域低秩先验和谱域稀疏先验,提出了稀疏低秩协同优化模型,开发了模型的交替方向优化求解算法,实现了冲击成分的高精度识别。仿真分析和高速轴承实验验证了算法的有效性。本文结论如下:

(1) 航空轴承故障观测信号由微弱的冲击成分、强大的谐波干扰以及白噪声分量耦合而成,其中冲击特征在合适的二维变换空间具有低秩属性,谐波干扰信号在一维傅里叶变换域具有稀疏属性;

(2) 通过协同一维傅里叶变换域稀疏正则和二维空间特征矩阵的低秩正则,构造了稀疏低秩协同

正则模型,基于块坐标优化求解框架,开发了稀疏低秩正则模型的交替方向优化求解算法,实现了冲击特征信号的准确识别;

(3)仿真分析表明,当信号中含有幅值较大的耦合谐波干扰时,提出的稀低秩协同优化算法可以同时增强冲击特征并抑制干扰信号,而经典的稀疏正则模型和低秩正则模型均难以克服显著的特征干扰耦合问题;

(4)航空高速轴承故障实验以及全寿命实验早期故障数据的分析结果表明,提出的协同算法具有可靠的微弱故障特征辨识能力。

参考文献:

- [1] 尉询楷,杨立,刘芳. 航空发动机预测与健康管理 [M]. 北京:国防工业出版社,2014:1-37.
- [2] 陈光. 结构设计不合理引发的发动机重大故障 [J]. 航空动力,2020(1):49-52.
CHEN Guang. Failures caused by unreasonable structural design [J]. Aerospace Power, 2020(1):49-52.
- [3] 陈雪峰. 智能运维与健康管理 [M]. 北京:机械工业出版社,2018:2-26.
- [4] ANTONI J, GRIFFATON J, ANDRÉ H, et al. Feedback on the Surveillance 8 challenge: vibration-based diagnosis of a Safran aircraft engine [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 97: 112-144.
- [5] QU M J, CHEN G. Effect of the aero-engine mounting stiffness on the whole engine coupling vibration [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2018, 140(7): 072501.
- [6] QIN Yi, LI Chengcheng, CAO Folin, et al. A fault dynamic model of high-speed angular contact ball bearings [J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 143: 103627.
- [7] 贺志远,陈果,何超,等. 一种 MED 最优滤波长度选择新方法及其应用 [J]. 航空学报,2020,41(10):423658.
HE Zhiyuan, CHEN Guo, HE Chao, et al. MED optimal filter length selection: new method and applications [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(10): 423658.
- [8] 皮骏,马圣,贺嘉诚,等. 基于 IGA-ELM 网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 航空学报,2018,39(9):422036.
PI Jun, MA Sheng, HE Jiacheng, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on IGA-ELM network [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(9): 422036.

- [9] 张晗,杜朝辉,方作为,等. 基于稀疏分解理论的航空发动机轴承故障诊断 [J]. 机械工程学报,2015,51(1):97-105.
ZHANG Han, DU Zhaohui, FANG Zuowei, et al. Sparse decomposition based aero-engine's bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(1): 97-105.
- [10] ZHANG Han, CHEN Xuefeng, DU Zhaohui, et al. Kurtosis based weighted sparse model with convex optimization technique for bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 349-376.
- [11] ZHAO Zhibin, WU Shuming, QIAO Baijie, et al. Enhanced sparse period-group lasso for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(3): 2143-2153.
- [12] WANG Shibin, SELESNICK I W, CAI Gaigai, et al. Synthesis versus analysis priors via generalized minimax-concave penalty for sparsity-assisted machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 127: 202-233.
- [13] SUN Ruobin, YANG Zhibo, ZHAI Zhi, et al. Sparse representation based on parametric impulsive dictionary design for bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 737-753.
- [14] JIANG Fei, DING Kang, HE Guolin, et al. Sparse dictionary design based on edited cepstrum and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 490: 115704.
- [15] CAI Gaigai, SELESNICK I W, WANG Shibin, et al. Sparsity-enhanced signal decomposition via generalized minimax-concave penalty for gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 213-234.
- [16] YANG Xiaoqing, DING Kang, HE Guolin, et al. Double-dictionary signal decomposition method based on split augmented Lagrangian shrinkage algorithm and its application in gearbox hybrid faults diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 484-501.
- [17] QIN Yi, ZOU Jingqiang, TANG Baoping, 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.
- [18] DU Zhaohui, CHEN Xuefeng, ZHANG Han, et al. Weighted low-rank sparse model via nuclear norm minimization for bearing fault detection [J]. Journal of

- Sound and Vibration, 2017, 400: 270-287.
- [19] DU Zhaohui, CHEN Xuefeng, ZHANG Han, et al. Low-rank enhanced convolutional sparse feature detection for accurate diagnosis of gearbox faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150: 107215.
- [20] XIN Ge, QIN Yong, JIA Limin, et al. Low-rank and sparse model: a new perspective for rolling element bearing diagnosis [C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 8641577.
- [21] 陈礼顺, 张晗, 陈雪峰, 等. 基于低秩稀疏分解算法的航空锥齿轮故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(12): 103-112.
- CHEN Lishun, ZHANG Han, CHEN Xuefeng, et al. Fault diagnosis of aero-engine bevel gear based on a low rank sparse model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(12): 103-112.
- [22] ZHANG Han, CHEN Xuefeng, ZHANG Xiaoli, et al. Aero-engine bearing fault detection: a clustering low-rank approach [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106529.
- [23] WANG Baoxiang, LIAO Yuhe, DING Chuancang, et al. Periodical sparse low-rank matrix estimation algorithm for fault detection of rolling bearings [J]. ISA Transactions, 2020, 101: 366-378.
- [24] YU Kun, MA Hui, ZENG Jin, et al. Frobenius and nuclear hybrid norm penalized robust principal component analysis for transient impulsive feature detection of rolling bearings [J]. ISA Transactions, 2020, 100: 373-386.
- [25] SUN Chuang, ZHANG Zhousuo, HE Zhengjia, et al. Novel method for bearing performance degradation assessment: a kernel locality preserving projection-based approach [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part C Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 228(3): 548-560.

[本刊相关文献链接]

- 张西宁, 李霖, 刘书语, 雷建庚. 基于能量峰定位的经验小波变换及在轴承微弱故障诊断中的应用. 2021, 55(8): 1-8. [doi:10.7652/xjtuxb202108001].
- 吴守军, 陈健, 冯辅周, 周超极, 吴春志, 卫恒. 改进的熵特征在行星齿轮裂纹故障识别中的应用. 2021, 55(6): 61-68. [doi:10.7652/xjtuxb202106008].
- 陈保家, 陈学力, 沈保明, 陈法法, 李公法, 肖文荣, 肖能齐. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用. 2021, 55(6): 28-36. [doi:10.7652/xjtuxb202106004].
- 张西宁, 刘书语, 余迪, 雷建庚, 李霖. 改进深度卷积神经网络及其在变工况滚动轴承故障诊断中的应用. 2021, 55(6): 1-8. [doi:10.7652/xjtuxb202106001].
- 吴春志, 吴守军, 冯辅周, 朱俊臻. 一种具有强抗噪性的深度学习故障诊断模型. 2021, 55(4): 61-68. [doi:10.7652/xjtuxb202104007].
- 张西宁, 郭清林, 刘书语. 深度学习技术及其故障诊断应用分析与展望. 2020, 54(12): 1-13. [doi:10.7652/xjtuxb202012001].
- 赵小强, 梁浩鹏. 使用改进残差神经网络的滚动轴承变工况故障诊断方法. 2020, 54(9): 23-31. [doi:10.7652/xjtuxb202009002].
- 徐浩, 张刚, 张天骐. 采用形变周期势系统的轴承故障诊断方法. 2020, 54(8): 77-83. [doi:10.7652/xjtuxb202008010].
- 张弘斌, 袁奇, 赵柄锡, 牛广硕. 采用多通道样本和深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法. 2020, 54(8): 58-66. [doi:10.7652/xjtuxb202008008].
- 张赞, 林学森, 王琳, 陈应付, 李朋. 采用监督局部切空间排列算法的航空发动机磨损故障诊断. 2020, 54(4): 179-185. [doi:10.7652/xjtuxb202004022].
- 陈保家, 黄伟, 李立军, 肖文荣, 陈法法, 肖能齐. 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. 2020, 54(2): 35-42. [doi:10.7652/xjtuxb202002005].
- 赵柄锡, 冀大伟, 袁奇, 李浦, 葛庆. 采用时域与时频域联合特征空间的转子系统碰磨故障诊断. 2020, 54(1): 75-84. [doi:10.7652/xjtuxb202001010].
- 陈乐瑞, 曹建福, 王晓琪. 结合非线性频谱和核主元分析的机器人用 RV 减速器故障诊断. 2020, 54(1): 32-41. [doi:10.7652/xjtuxb202001005].

(编辑 陶晴 杜秀杰)