

引用格式:郝彦嵩,王华庆.基于非凸正则化与稀疏成分分析的复合故障诊断方法[J].北京化工大学学报(自然科学版),2024,51(5):97–105.

HAO YanSong, WANG HuaQing. A compound fault diagnosis method based on non-convex regularization and sparse component analysis[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2024, 51(5):97–105.

基于非凸正则化与稀疏成分分析的复合故障诊断方法

郝彦嵩¹ 王华庆^{2*}

(1. 中国联合重型燃气轮机技术有限公司,北京 100016; 2. 北京化工大学 机电工程学院,北京 100029)

摘要: 用于解决多故障问题的复合故障诊断技术是企业设备状态监测与故障诊断的关键环节之一。大型机械和设备群组在经过较长时间的服役期后,由于经常在高温、大载荷等工况条件下运行,核心部件难免发生由不同损伤组成的复合故障从而使得设备故障的诊断困难。为解决上述问题,提出一种新型的基于非凸正则化与稀疏成分分析的复合故障诊断方法,通过构造非凸惩罚函数以提高信号的稀疏性,并确保目标函数的全局凸性,从而尽可能地提高稀疏成分分析方法的准确度。该方法可以在预先不知道故障源数量的情况下,通过构建一个稀疏优化框架以确保诊断结果的准确性,从而解决滚动轴承的多故障诊断问题。通过仿真实验对所提方法进行验证,基于非凸正则化的均方根误差(RMSE)最优值小于 0.5,故障特征更为明显,优于传统方法。以 900 r/min 和 1 300 r/min 的轴承故障实验为例,外圈、内圈、滚动体特征频率均可准确识别,表明所提方法可以有效进行复合故障的诊断。

关键词: 复合故障诊断; 稀疏成分分析; 凸优化; 非凸正则化

中图分类号: TH165+.3 DOI: 10.13543/j.bhxbzr.2024.05.012

引言

现代工业中经常使用大批复杂、精密和多测点的机械仪器和设备(如重型燃气轮机等)以提高生产力和效率^[1]。这些仪器设备通常在高温、重载等苛刻条件下运行,其主要部件不可避免地会出现故障^[2-4]。如何及时应对此类突发意外情况,对设备故障诊断提出了更高的要求。因此,复合故障诊断是企业设备状态监测和故障诊断的关键环节之一,是机械设备稳定健康运行的重要保障^[5-9]。如何对关键机械设备出现的耦合故障特征进行提取与分离,以及为复杂机械设备系统的预警与维护提供强有力的支持成为亟待解决的关键问题。

振动信号因其测量方便等特点已成为机械故障诊断的主要信息源^[10]。在基于振动信号的多故障诊断研究方面,Abboud 等^[11]在假设信号源的周

期性是先验已知的前提下,应用线性周期性时变滤波器来分离混合机械信号中的不同成分,利用振动信号对故障冲击特征比较敏感的特性,削弱无关信号的影响来强化振动信号的特征,从而获取故障信息。目前,盲源分离方法是源信号分离领域中较为常用的方法之一,其中的独立分量分析方法较为成熟,但其经常受限于信号的独立性前提且不能进行欠定问题的求解^[12]。另外一种较为新颖的稀疏分量分析算法(SCA)利用信号稀疏性的特性,来实现源信号的分离^[13-16]。作为处理欠定盲源分离问题的典型方法,SCA 通常分为两个步骤^[17-18]:当源信号在时域或变换域是稀疏的前提下,首要的步骤是获得估计矩阵^[19-20];估计的混合矩阵被用于第二阶段,即将源信号从混合信号中分离出来^[21]。因此,基于 SCA 的相关研究已被用作复合故障缺陷识别的策略。Guan 等^[22]提出一种基于张量的创新方法用于含有少数传感器的盲源分离,该方法利用了振动测量的低秩特性。Zhang 等^[23]基于 SCA 提出了新颖的广义对数惩罚,以提高信号重建的准确性。目标信号的稀疏性是使用 SCA 方法分离观测信号必须满足的最重要的一个要求。然而,由于复杂的操作环境和噪声干扰,机械设备扰动信号的稀疏性通常不

收稿日期:2023-06-19

基金项目:国家自然科学基金(52075030)

第一作者:男,1992 年生,助理研究员

*通信联系人

E-mail:hqwang@mail.buct.edu.cn

能满足常规SCA算法的要求^[21]。因此,如何提高振动信号的稀疏特性,使其尽可能满足SCA在复合故障诊断中的要求是亟待解决的问题。稀疏表示法可以在庞大的数据中准确识别故障特征,同时减少数据中的重复成分,保持故障信息^[24-25]。He等^[26]构建了一种基于可调Q因子小波变换(TQWT)的超级小波原子方法,在优化过程中使用了凸的典型项来保证问题有一个全局最优解,因此该方法比传统方法可更有效地提取弱故障特征。然而在许多实际应用中,基于非凸正则化往往能带来更好的稀疏结果,即进一步增强稀疏性。在最近的研究中,Wang等^[27]提出了一种增强稀疏性的等效声源方法,以提高宽频范围内声源重建的精度。

综上所述,本文以基于非凸正则化的稀疏表示为切入点,针对复杂工况下机械多源故障信号稀疏性差、未知耦合模式下故障特征难以提取等问题,开展了基于多源信号的自适应稀疏特征分离算法及其应用的研究。基于非凸正则化与稀疏成分分析的复合故障诊断方法可以在不事先知道故障源数量的情况下实现多故障诊断,通过构造广义极小极大凹罚函数(GMC)以避免传统的迭代稀疏表示法引起的振幅低估,并随后扩展到多故障诊断的应用。

1 稀疏成分分析与非凸正则化

1.1 模型相关算法构建

1.1.1 稀疏成分分析

假设源信号 S 是一个 $N \times T$ 矩阵,混合矩阵 A 是一个 $M \times N$ 矩阵,随后得到的混合信号 X 将是一个 $M \times T$ 的矩阵。因此,盲源分离模型如式(1)所示。在这种情况下,混合矩阵 A 和源信号 S 是未知的,此时可以通过将混合矩阵 A 按列方向分解来进行转换,如式(2)所示。

$$X = AS \quad (1)$$

$$x^t = \sum_{j=1}^N a_j s_j^t, t = 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

将笛卡尔坐标系(DCS)转换为球面坐标系(SCS),如图1所示,利用参数特征角度构建势函数。

$$r_t = \sqrt{x_1^2(t) + x_2^2(t) + x_3^2(t)}$$

$$\varphi_t = \tan^{-1}(x_2(t)/x_1(t))$$

$$\theta_t = \cos^{-1}(x_3(t)/r_t)$$

当混合矩阵 A 已知时,方程的解不是唯一的,此时目标函数是一种欠定的状态,通常通过最短路径法来增加边界条件。

$$x(t) = \sum_{i=1}^N a_i s_i(t), \sum_{i=1}^N |s_i(t)| = \min \quad (3)$$

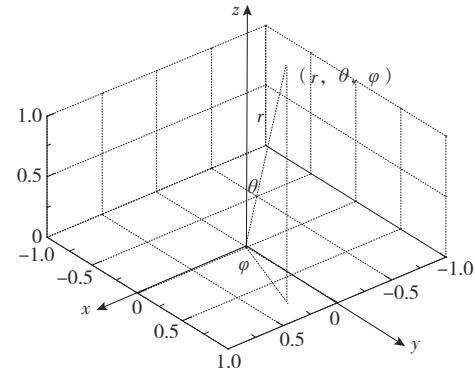


图1 笛卡尔坐标系和球坐标系转换

Fig. 1 Transformation from DCS to SCS

1.1.2 稀疏表示

SCA算法要求信号保持足够的稀疏性,因而引入稀疏表示理论来确保SCA模型的成功构建。稀疏表示通常是用式(4)所示的目标函数来建立的,其中, D 表示稀疏字典, λ 表示正则系数。正则化函数通常使用 l_1 参数优化,在稀疏求解过程中,它确保字典原子被归一化,用平滑函数取代原始约束函数,然后发现变量之间的一一对应关系,以实现近似的信号求解^[24]。目标函数的建立和解决构成了除字典建立之外的稀疏表示的基础。惩罚函数是确保精确提取复合故障的关键,是目标函数的重要组成部分。

$$F(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - D\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (4)$$

然而,在这种基于 l_1 参数化的优化中,高振幅成分经常被忽略。尽管非凸的稀疏正则化可以对高振幅分量提供更准确的估计,但其目标函数往往是非凸的,而且不能保证产生的解决方案是全局而不是局部最优的。在稀疏表示中,使用非凸正则项来适当提高信号的稀疏性,同时保证目标函数具有全局最优解是解决上述问题的有效手段。

常见的惩罚函数见表1和图2。在实际应用中需要对非凸的惩罚函数进行调整,以保证全局函数是一个凸函数,这可以使函数不受初始条件的影响,并能最终收敛到最优解。如何保证全局具有最优解是引入非凸正则项面临的挑战。其中,Selesnick^[28]在非凸惩罚函数的基础上创建了GMC非凸惩罚函数,提出了一种新的非凸正则化稀疏表示方法,为确保SCA模型的成功构建提供了条件。

表1 几种典型的惩罚函数及公式

Table 1 Typical penalty functions

函数类型	表达式 $\phi(x; a)$
abs	$ x $
log	$\frac{1}{a} \log(1 + a x)$
rat	$\frac{ x }{1 + a x /2}$
atan	$\frac{2}{a\sqrt{3}} \left(\tan^{-1} \left(\frac{1 + 2a x }{\sqrt{3}} \right) - \frac{\pi}{6} \right)$

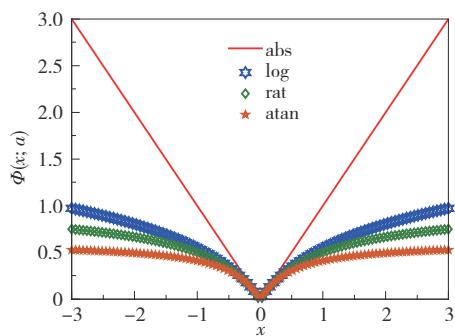


图2 几种常见的惩罚函数

Fig. 2 Several typical penalty functions

1.1.3 非凸正则项

非凸正则项与 l_1 参数化不同,不会低估稀疏向量的高振幅分量,因为它是全局寻优的,所以在构建的目标函数中不会产生次优的局部最小值。非凸正则项如式(5)所示。

$$F(x) = \frac{1}{2} \|y - Ax\|^2 + \lambda \psi(x) \quad (5)$$

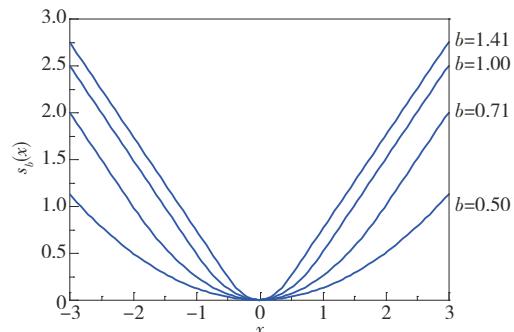
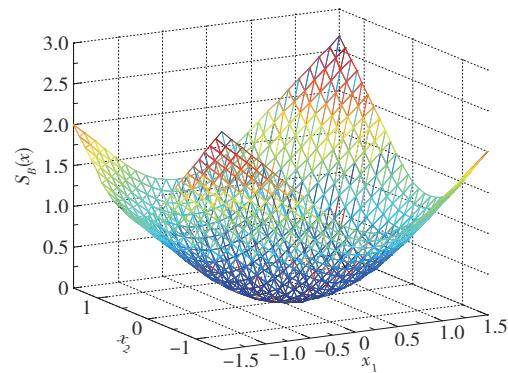
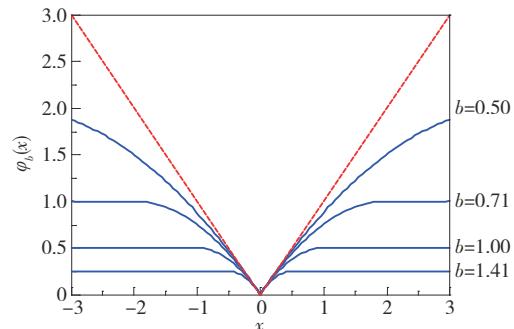
Huber函数最初是根据式(6)引入,如图3所示,以产生一个适当的非凸正则项。当参数 b 为矩阵形式 B 时,Huber函数以三维形式呈现,如图4所示。图5为取不同 b 值时的惩罚项。

$$s_b(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} b^2 x^2, & |x| \leq \frac{1}{b^2} \\ |x| - \frac{1}{2b^2}, & |x| \geq \frac{1}{b^2} \end{cases} \quad (6)$$

1.2 基于非凸正则化的稀疏成分分析框架

为了弥补参数优化的问题,在保证目标函数的凸性的同时,可通过产生适当的非凸正则项来提高信号的稀疏性。本文通过使用基于非凸正则项的稀疏表示对SCA算法进行优化。

根据故障多冲击响应的周期性特征和冲击衰减特征,选择自适应拉普拉斯小波作为字典原子,

图3 取不同 b 值时的Huber函数Fig. 3 Huber functions based on different value of b 图4 基于 B 的广义 Huber 函数Fig. 4 Generalized Huber function based on B 图5 取不同 b 值时的MC惩罚项Fig. 5 MC penalties based on different value of b

通过相互关联函数确定参数,以匹配信号的瞬态冲击衰减成分。轴承故障信号的冲击波形与拉普拉斯小波原子波形之间的相关性可以通过交叉相关函数得到。拉普拉斯小波原子与轴承故障信号的冲击特性相匹配,交叉相关函数值越大,两个信号之间的相关性就越高。

正交匹配跟踪(OMP)算法被用作匹配阈值函数来求解稀疏系数。在稀疏优化解中建立数学约束模型,并采用Huber函数来设置稀疏表示的目标函数。为了提取信号中的稀疏特征,建立了一个匹

配的阈值函数，并使用最小二乘法优化算法来完成目标函数的凸优化解。在获得稀疏特征的信号后，利用先验的三维势能函数方法与源信号恢复方法

获得分离的源信号。非凸正则化的稀疏成分分析的技术流程和细节见图6。

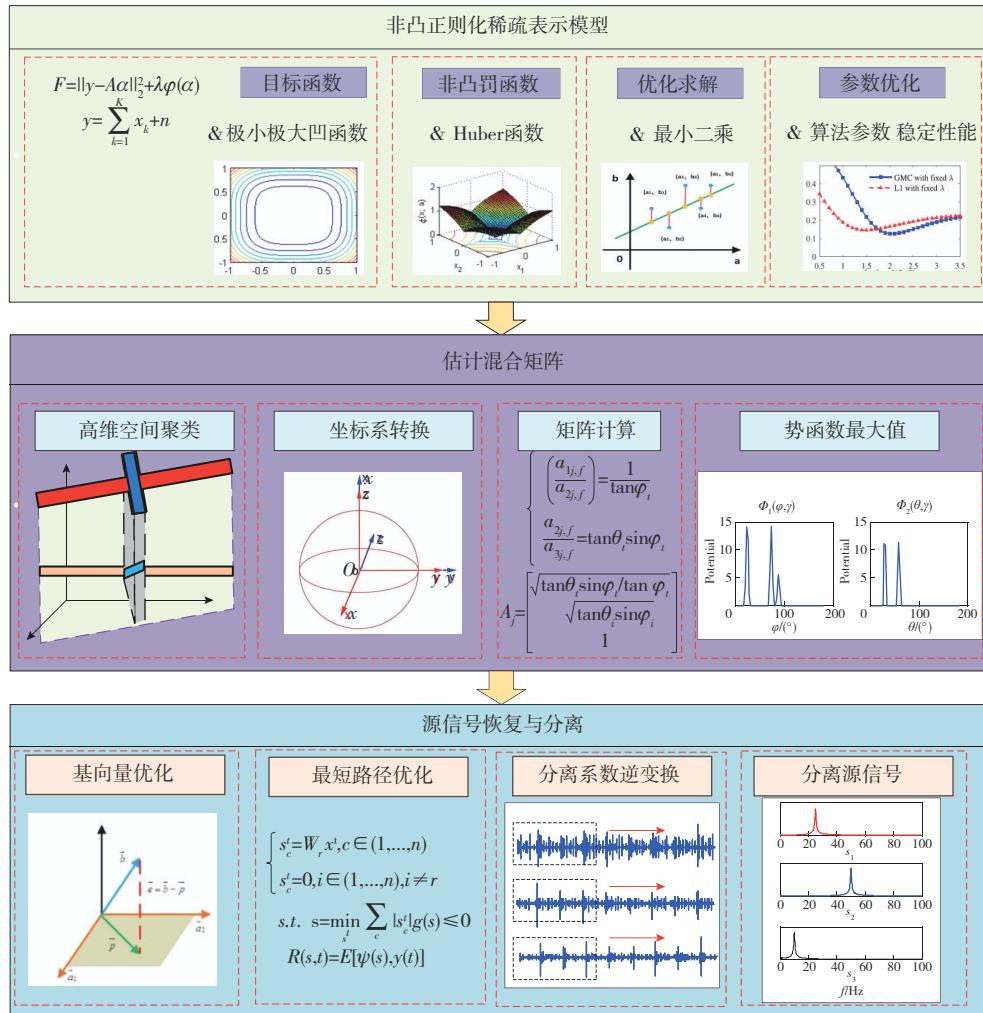


图6 非凸正则化稀疏分量分析方法流程图

Fig. 6 Flowchart of the non-convex regularized SCA method

2 实验验证与结果

2.1 仿真实验验证

首先,为了验证基于Huber函数构造的非凸惩罚项相比 l_1 范数更具优势,构造如下参考信号。

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_k h(t - kT_o) + n(t) \\ h(t) = e^{-\pi f_n t} \sin [2\pi f_n \sqrt{1 - \zeta^2} t] \end{cases} \quad (7)$$

式中, f_n 是固有频率; ζ 是阻尼系数; T_o 是冲击时间间隔且故障特征频率 $f_o = 1/T_o$; $n(t)$ 是高斯白噪声。仿真信号的波形图和频谱图如图7所示。

接着,对仿真信号加入高斯白噪声,然后分别

用基于 l_1 范数的稀疏表示方法与基于GMC正则项的稀疏表示方法对噪声信号进行稀疏表示。图8为加噪声后的信号时域与频域图对比。可以看出,时域波形图中冲击成分已经很难辨识,相应的特征频率也被噪声所淹没。

为了确定参数的选取,首先应用固定正则化参数的软阈值运算器,设置区间为0.5~3.5,以研究参数如何影响稀疏正则化的表现(步长为0.1)。根据均方根误差(RMSE)来评估两种算法的性能。图9为两种稀疏表示方法的RMSE比较。当RMSE最小时,相应的参数即为最优方案。可以看出,基于GMC正则项的RMSE最优值小于0.5,基于 l_1 范数的RMSE最优值大

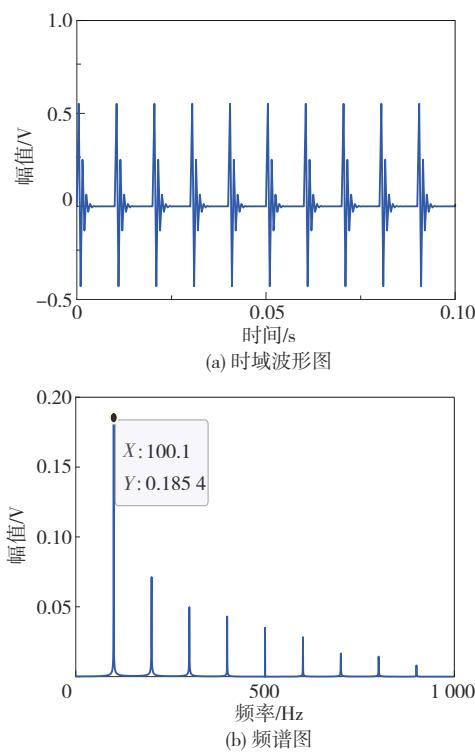


图7 仿真信号的时域波形图和频谱图

Fig. 7 Time domain wavelet and spectrum of the simulated signal

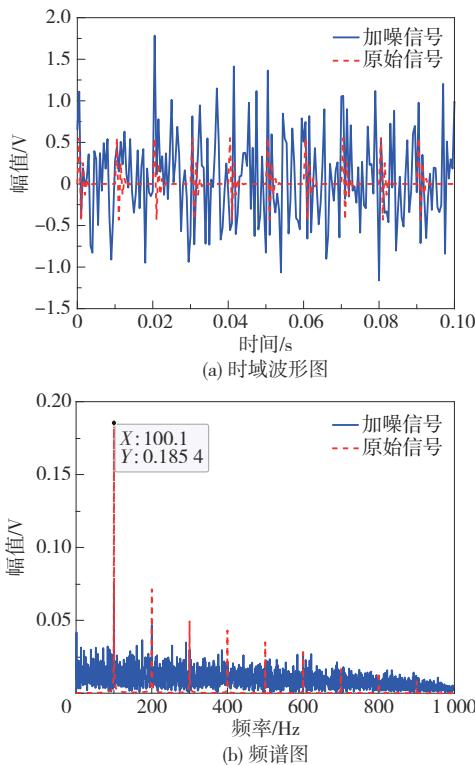


图8 加噪仿真信号

Fig. 8 The simulated signal with noise

于0.5,表明基于GMC正则项的稀疏表示算法优于基于 l_1 范数的稀疏表示算法。在实际实验中,选择最优正则化参数的规则与模拟实验相同。

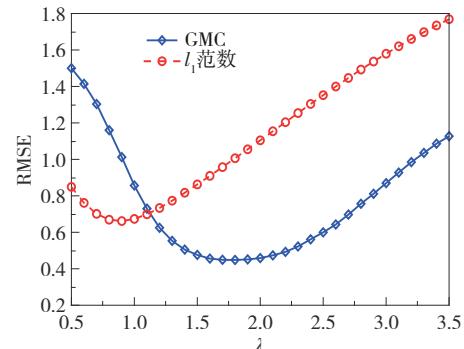
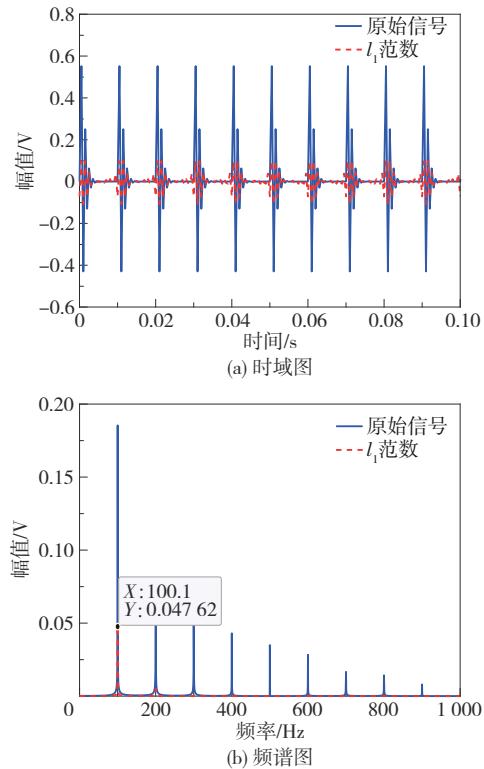


图9 减噪信号的RMSE值变化

Fig. 9 RMSE values of the denoised signal

为了进行直观对比,将原始信号的时域和频谱图作为参照。基于 l_1 范数的稀疏优化算法对仿真信号的稀疏表示如图10所示,基于GMC正则项的稀疏优化算法对仿真信号的稀疏表示如图11所示。从图中可以看出,以原始信号为参照,时域波形中,基于GMC正则项得到的冲击成分比基于 l_1 范数得到的冲击成分更加明显,相应的特征频率也较为突

图10 基于 l_1 范数的稀疏表示信号Fig. 10 The sparse signal based on the l_1 norm method

出,表明基于GMC正则项的稀疏表示能够更好地对信号进行稀疏表征。

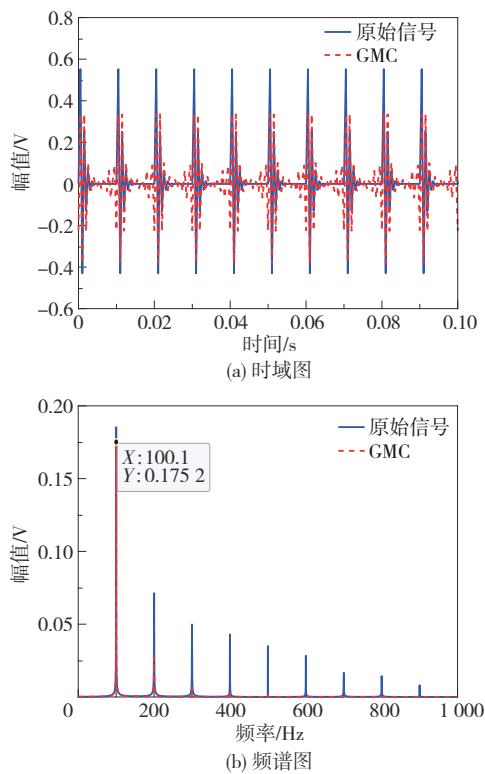
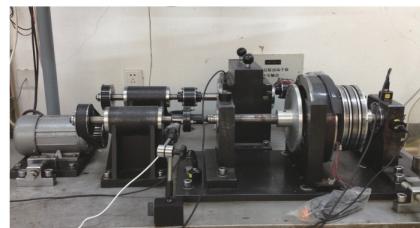


图 11 基于 GMC 的稀疏表示信号

Fig. 11 The sparse signal based on the GMC method

2.2 实验台验证

使用 900 r/min 下的滚动体外圈复合故障作为实验数据,故障采用线切割的方式加工,实验台见图 12。理论故障频率可以根据轴承参数与转速计算得到,内圈、外圈和滚动体的故障频率分别为 101 Hz、60 Hz 和 72 Hz。信号的时域图与包络谱图如图 13 所示。



(a) 实验台



(b) 轴承及故障位置

图 12 实验台及轴承部件

Fig. 12 The experimental table and components

可以看出,内圈故障特征频率(101.5 Hz)比较明显,而外圈和滚动体的故障特征频率则不容易识别。通过 1.1 节所述的实验步骤,构造自适应拉普拉斯小波字典作为 GMC 正则项中的计算矩阵,对信号进行稀疏表示。获得稀疏信号后,根据 1.2 节的技术路线进行混合矩阵的估计和源信号的恢复与分离。故障轴承信号的混合散点图如图 14 所示。

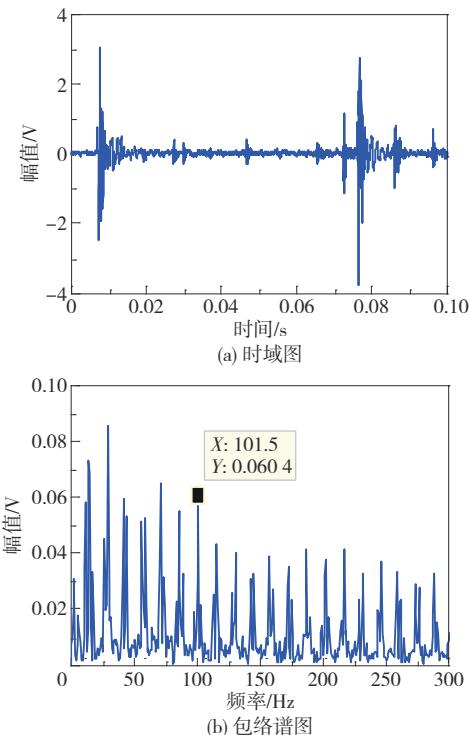


图 13 900 r/min 下的复合故障信号

Fig. 13 The compound fault signal at 900 r/min

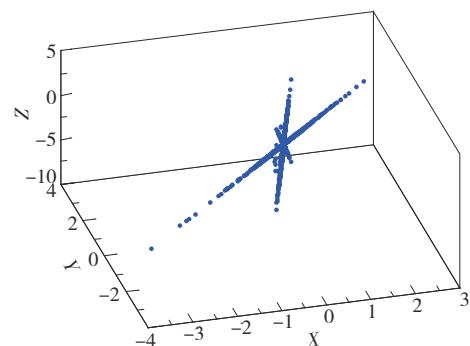


图 14 基于 GMC 的轴承信号散点图

Fig. 14 Scatter diagrams of roller bearing signals based on GMC

图 15 和图 16 展示了 900 r/min 下分离信号的时域图和包络谱图。从图 16 可以看出,外圈故障特征频率 60.3 Hz、内圈故障特征频率 101.5 Hz 和滚动体故障特征频率 71.7 Hz 均符合理论计算的故障频率,

表明3种故障实现了有效分离。此外,利用1300 r/min下的采集数据来进一步验证所提方法的有效性,结果如图17所示。从图17可以看出,外圈故障特征

频率86.2 Hz、内圈故障特征频率146.5 Hz和滚动体故障特征频率103 Hz均符合理论计算的故障频率,表明3种故障实现了有效分离。

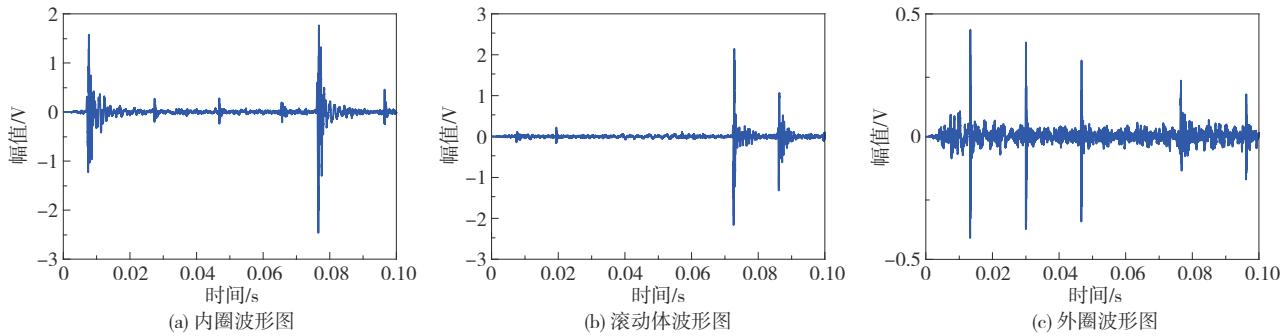


图15 900 r/min下分离信号的波形图
Fig.15 Waveforms of separate fault signals at 900 r/min

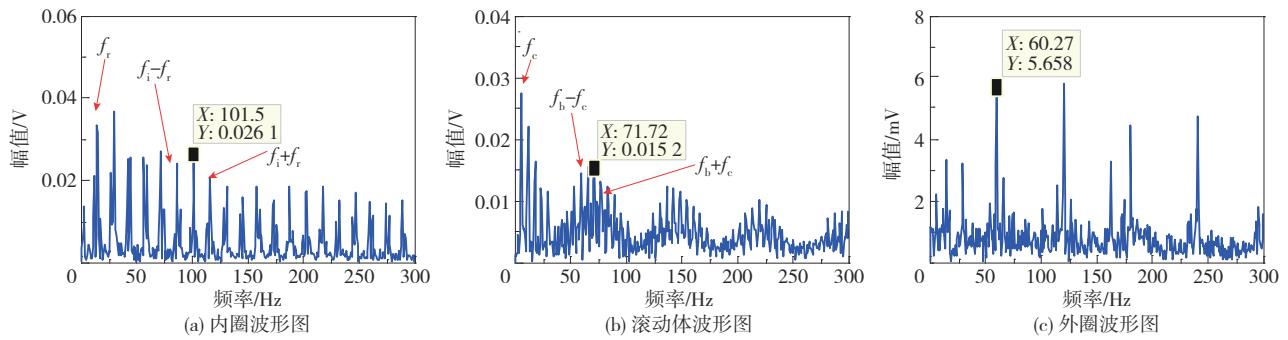


图16 900 r/min下分离信号的包络谱图

Fig.16 The envelope spectrum of separate fault signals at 900 r/min

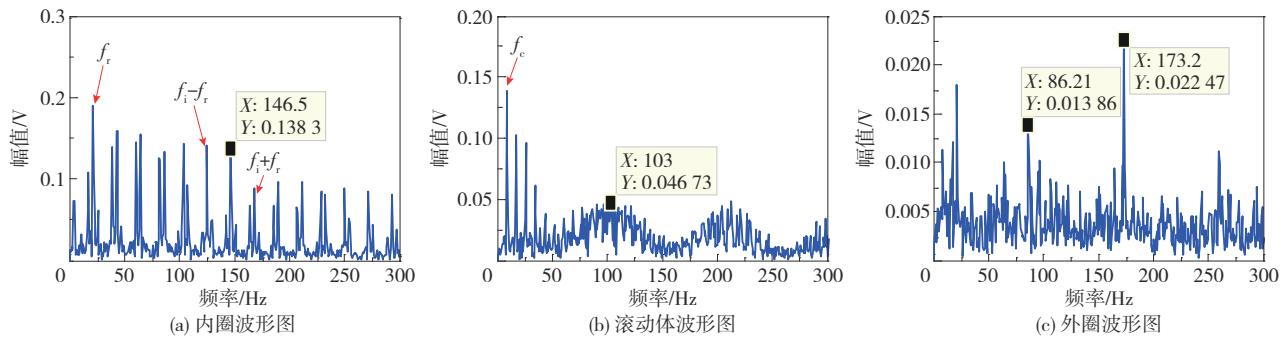


图17 1300 r/min转速下分离信号的包络谱图

Fig.17 The envelope spectrum of separate fault signal at 1300 r/min

3 结论

(1)为了解决在事先不知道故障源数量的情况下实现多故障诊断的难题,进一步提高信号的稀疏性,提出了一种基于非凸正则化与稀疏成分分析的故障诊断方法,所开展的估计算法不依赖于聚类中心,仅根据散布样本的分布特征进行计算。

(2)提出的算法可确保稀疏表示中字典原子的规范化,用平滑函数代替了原始约束函数,对比发

现基于非凸正则项的稀疏表示算法能够进一步提高信号的稀疏特性。

(3)仿真和实验结果表明,利用提出方法分离得到的外圈故障特征频率60.3 Hz、内圈故障特征频率101.5 Hz和滚动体故障特征频率71.7 Hz均符合理论计算的故障频率,表明3种故障实现了有效分离。

参考文献:

- [1] 陈予恕. 机械故障诊断的非线性动力学原理[J]. 机械

- 工程学报, 2007, 43 (1): 25–34.
- CHEN Y S. Nonlinear dynamical principle of mechanical fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43 (1): 25–34. (in Chinese)
- [2] WANG Z J, ZHOU J, DU W H, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum cyclostationarity blind deconvolution [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108018.
- [3] 陈雪峰. 智能运维与健康管理 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2020.
- CHEN X F. Intelligent maintenance and health management [M]. Beijing: China Machine Press, 2020. (in Chinese)
- [4] HUANG W G, SONG Z S, ZHANG C, et al. Multi-source fidelity sparse representation via convex optimization for gearbox compound fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 496: 115879.
- [5] 高金吉. 机器故障诊治与自愈化 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2012.
- GAO J J. Machine failure diagnosis and treatment and self-healing [M]. Beijing: Higher Education Press, 2012. (in Chinese)
- [6] 杨叔子, 史铁林. 和谐制造: 制造走向制造与服务一体化 [J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2009, 30 (3): 217–223.
- YANG S Z, SHI T L. Harmonious manufacturing: manufacturing towards integration of manufacturing and service [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2009, 30 (3): 217–223. (in Chinese)
- [7] 雷亚国. 混合智能技术及其在故障诊断中的应用研究 [D]. 西安: 西安交通大学, 2007.
- LEI Y G. Research on hybrid intelligence technique and its application in fault diagnosis [D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 2007. (in Chinese)
- [8] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从” [J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 63–72.
- WANG G B, HE Z J, CHEN X F, et al. Basic research on machinery fault diagnosis - What is the prescription [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63–72. (in Chinese)
- [9] 何正嘉, 曹宏瑞, 詹艳阳, 等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171–186.
- HE Z J, CAO H R, ZHAN Y Y, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171–186. (in Chinese)
- [10] ZHAO M, JIA X D. A novel strategy for signal denoising using reweighted SVD and its applications to weak fault feature enhancement of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94: 129–147.
- [11] ABOUD D, MARNISSI Y, ELBADAUI M. Optimal filtering of angle-time cyclostationary signals: application to vibrations recorded under nonstationary regimes [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 145: 106919.
- [12] 赵新航, 刘方, 黄明涛, 等. 列车轴承故障声音信号单通道去相关分离矫正 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(13): 137–146.
- ZHAO X H, LIU F, HUANG M T, et al. Single-channel de-correlation, separation and correction of train bearing fault sound signals [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(13): 137–146. (in Chinese)
- [13] 周睿. 基于 UBSS 的齿轮箱复合故障诊断方法研究 [D]. 太原: 中北大学, 2023.
- ZHOU R. Research on composite fault diagnosis method for gearboxes based on UBSS [D]. Taiyuan: North Central University, 2023. (in Chinese)
- [14] 余先川, 胡丹. 盲源分离理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- YU X C, HU D. Blind source separation theory and applications [M]. Beijing: Science Press, 2011. (in Chinese)
- [15] 严新. 欠定盲源分离中源信号恢复算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- YAN X. Study on source signal recovery for underdetermined blind source separation [D]. Xi'an: Xidian University, 2014. (in Chinese)
- [16] LIU S S, YU K P. Successive multivariate variational mode decomposition based on instantaneous linear mixing model [J]. Signal Processing, 2022, 190: 108311.
- [17] 曹婷婷, 余先川. 基于线性聚类的稀疏成分分析及其在盲源分离中的应用 [J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2010, 46(1): 44–48.
- CAO T T, YU X C. Sparse component analysis based on linear clustering and application to blind source separation [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2010, 46(1): 44–48. (in Chinese)
- [18] 徐旭, 郭崇慧. 基于相似性函数的稀疏成分分析混合矩阵估计方法 [J]. 工程数学学报, 2013, 30(5): 642–654.
- XU X, GUO C H. Estimating the mixing matrix based on a similarity function in sparse component analysis [J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2013, 30 (5): 642–654. (in Chinese)
- [19] LI Y Q, CICHOCKI A. Sparse representation of images using alternating linear programming [C]//Seventh Inter-

- national Symposium on Signal Processing and its Applications. Paris, 2003: 57–60.
- [20] LI Y Q, CICHOCKI A, AMARI S. Analysis of sparse representation and blind source separation [J]. Neural Computation, 2004, 16(6):1193–1234.
- [21] YU K P, YANG K, BAI Y H. Estimation of modal parameters using the sparse component analysis based underdetermined blind source separation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 45(2): 302–316.
- [22] GUAN W, DONG L L, ZHOU J M, et al. Tensor-based approach for underdetermined operational modal identification [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160:107891.
- [23] ZHANG Z W, HUANG W G, LIAO Y, et al. Bearing fault diagnosis via generalized logarithm sparse regularization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167:108576.
- [24] CAI G G, SELESNICK I W, WANG S B, 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.
- [25] WAI H, CHANG T, SCAGLIONE A. A consensus-based decentralized algorithm for non-convex optimization with application to dictionary learning [C]//2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). South Brisbane, 2015: 3546–3550.
- [26] HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 54–55: 457–480.
- [27] WANG R, ZHANG C Y, YU L, et al. Sparsity-enhanced equivalent source method for acoustic source reconstruction via the generalized minimax-concave penalty [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167:108508.
- [28] SELESNICK I. Sparse regularization via convex analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65 (17):4481 – 4494.

A compound fault diagnosis method based on non-convex regularization and sparse component analysis

HAO YanSong¹ WANG HuaQing^{2*}

(1. China United Gas Turbine Technology Co., Ltd., Beijing 100016;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: Compound fault diagnosis technology is one of the key ways to solve multi-failure problems in industrial equipment condition monitoring and fault diagnosis. To solve the problem that the core components of large-scale machinery and equipment groups inevitably suffer from composite faults since that they are often operated in the environment with complex working conditions, a novel composite fault diagnosis method based on nonconvex regularization and sparse component analysis is proposed in this paper. The accuracy of the sparse component analysis method is improved as much as possible by constructing a nonconvex penalty function to improve the sparsity of the signal and ensuring the global convexity of the objective function. This can generate the diagnostic results by constructing a sparse optimization framework without knowing the number of fault sources in advance. The optimal value of RMSE based on non-convex regularization in the simulation experiments is less than 0.5, which is significantly smaller than the traditional method. Taking 900 r/min and 1 300 r/min bearing fault experiments as an example, the characteristic frequencies of the outer ring, inner ring and rolling element can be recognized effectively, which shows that the proposed method can effectively diagnose compound faults.

Key words: compound faults diagnosis; sparse component analysis; convex optimization; nonconvex regularization

(责任编辑:吴万玲)