

# 融合再加权奇异值分解与周期重叠簇稀疏的 机械故障特征抽取算法

任世锦<sup>1</sup>, 李新玉<sup>2</sup>, 徐桂云<sup>2</sup>, 潘剑寒<sup>1</sup>, 杨茂云<sup>1</sup>

(1. 江苏师范大学计算机学院, 江苏 徐州 221116)

(2. 中国矿业大学机电工程学院, 江苏 徐州 221116)

**[摘要]** 机械故障特征具有周期性、稀疏性以及被噪声污染严重特点, 而大部分特征抽取方法(如局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)、局部切空间排列(local tangent space alignment, LTSA))性能往往受到噪声影响。因此, 抑制振动信号噪声、抽取有效故障特征成为机械故障检测的关键。本文提出融合奇异值分解与周期重叠簇稀疏(reweighted singular value decomposition integrating with periodic overlapping group sparsity, RSVD-POGS)的机械故障稀疏特征抽取方法。该方法首先利用 RSVD 把多成分振动信号分解为奇异成分集合, 并使用周期调制强度(periodic modulation intensity, PMI)准则选择有效奇异成分, 然后使用 POGS 从奇异成分提取稀疏周期冲击特征, 并由选择的奇异成分重构原始信号, 增强周期稀疏故障信号特征。最后, 使用低 SNR 仿真周期冲击信号对 RSVD-POGS 算法与 POGS 方法进行对比, 并将 RSVD-POGS 方法应用于实验台轴承正常和故障信号的特征提取中。实验结果表明, 该算法可以有效地提取稀疏微弱故障特征, 具有较大的优越性。

**[关键词]** 再加权奇异值分解, 周期重叠簇稀疏, 机械故障诊断, 稀疏特征抽取, 周期调制强度

**[中图分类号]** TP181 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2018)04-0039-10

## A Machinery Fault Feature Extraction Approach Integrating Reweighted SVD with Periodic Overlapping Group Sparsity

Ren Shijin<sup>1</sup>, Li Xinyu<sup>2</sup>, Xu Guiyun<sup>2</sup>, Pan Jianhan<sup>1</sup>, Yang Maoyun<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science & Technology, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

(2. School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

**Abstract:** The machinery fault features are generally periodic, sparse and corrupted by heavy background noise. Most feature extraction methods like locally linear embedding (LLE), local tangent space alignment (LTSA) and etc., are susceptible to noise. Therefore, signal denoising and faulty feature enhancement are critical for machinery fault detection. To address the issue, a reweighted singular value decomposition integrating with periodic overlapping group sparsity (RSVD-POGS)-based feature extraction approach is developed for machinery fault detection in this study. Firstly, RSVD is introduced to decompose multiple-component vibration signal into a set of singular components and periodic modulation intensity (PMI) criterion is utilized to select salient singular components. POGS is then conducted to enhance sparse and periodic impulse features hidden in the remained singular components, and the original signal can be constructed by the denoised singular components. The comparison between RSVD-POGS and POGS is carried out on low SNR simulated sparse periodic signal and RSVD-POGS is utilized to extract features from normal and fault vibration signals collected from experimental platform. The experimental results demonstrate that the proposed method can effectively enhance the periodic and sparse fault features for machinery fault diagnosis.

**Key words:** reweighted singular value decomposition (RSVD), periodic overlapping group sparsity (POGS), machinery fault diagnosis, sparse feature extraction, periodic modulation intensity (PMI)

旋转机械作为大型装备重要的组成部分, 其失效或者发生故障将会对装备安全运行和效能发挥造成重大影响。因此, 研究旋转机械健康监测方法对于保障装备安全运行和人员生命具有重要意义。振动信号

收稿日期: 2018-08-16.

基金项目: 国家自然科学基金(61703187、61773185).

通讯联系人: 任世锦, 副教授, 研究方向: 机器学习、过程与机械故障诊断. E-mail: sjren\_phd@163.com

含有大量反映机械状态的有价值的信息,基于振动信号的故障诊断方法已经成为机械故障研究流行方法<sup>[1-4]</sup>. 在实际中,振动信号往往含有严重的背景噪声,微弱的故障特征往往淹没在噪声中,难以发现可能出现的故障,给机械故障检测带来严重的困扰. 因此,振动信号去噪成为机械故障诊断和状态监测的关键,直接影响后续的有效特征抽取和故障模式识别效果.

在过去的几十年里,很多信号处理算法成功用于机械振动信号去噪、故障特征增强,比如小波变换(wavelet transform, WT)、经验模式分解(empirical mode decomposition, EMD)、压缩感知、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)、随机共振等方法<sup>[1-2,5-10]</sup>. 其中,奇异值分解(singular value decomposition, SVD)是一种非参数信号分析工具,无需事先确定基函数,通过相关分析抑制时域和频域中不同分布的噪声,揭示隐藏的微弱信号内蕴模式,成功应用于机械故障检测、地震预测、机械和桥梁结构的健康监测等领域<sup>[1-2,11-16]</sup>. 现有 SVD 去噪方法通过合适的阈值去除不重要的奇异成分构造原始信号,达到消除信号噪声的目的. 比如, Jiang et al. 使用 SVD 对重对齐连续小波变换(reassignment continuous wavelet transform, RCWT)系数进行处理,重构信号特征显著增强,其时频表示图像边缘的锐化度明显提高<sup>[14]</sup>. Sanliturk & Cakar 提出一种基于频率响应函数、时域表示以及脉冲响应函数 Hankel 矩阵的 SVD 去噪方法<sup>[15]</sup>. SVD 求取的主成分可以看作信号的不同频谱,SVs 可以在某种程度上作为原始信号在基向量上的投影. 对微弱故障周期信号时,SVs 比例值会非常高. 现有 SVD 去噪方法存在如下问题:(1)SVD 方法根据 Hankel 矩阵特征值确定合适阈值重构原始信号,需要多次试验确定合适的阈值,增加了计算负担. (2)Hankel 特征值受到信号噪声强度影响,基于特征值选择奇异成分(singular components, SCs)方法的鲁棒性较差. (3)类似于 PCA 主成分选择问题, Hankel 矩阵较大特征值对应的奇异向量不一定对信号重构贡献度大. 与常规 SVD 使用 Hankel 矩阵特征值作为部分 SCs 加权系数重构原始信号不同, Ming Zhao 提出重新加权 SVD(reweighted SVD, RSVD)算法克服了上述问题<sup>[1]</sup>. RSVD 使用周期调制强度(periodic modulation intensity, PMI)作为度量 SCs 包含信息量指标,根据 PMI 值对 SCs 加权实现原始信号的重构,提高了算法的鲁棒性和信号重构精度. 虽然 RSVD 能够较好地从事多成分强噪声周期冲击信号抽取故障特征,但是重构信号仍然含有噪声,不利于后续的故障识别.

在实际中,振动信号往往含有严重的背景噪声,并且故障信息总具有低维结构,比如因轴不对中引起的高阶调谐信号在频域上通常是稀疏的,然而这些先验知识没有被充分利用. 压缩感知(compressive sensing, CS)利用信号的稀疏性降低采样所需要的采样率,能够从少量的观测数据准确地重构出原始信号<sup>[17-19]</sup>. 压缩感知理论充分利用信号稀疏性先验知识,通过固定字典的原子线性组合表示原始信号,消除信号冗余信息从而获得有效的信号低维表示,增强故障信号特征,更好地理解复杂工况、复合故障的表现形式,有效提高机械健康和故障监测水平<sup>[20-26]</sup>. 文[20]使用压缩感知降低数据量,利于卷积信任网络从压缩数据抽取有效的故障特征. 利用振动信号在频域中的稀疏性, Vaahini Ganesan 提出随机采样方法解决海量、稀疏数据难以处理和存储的问题<sup>[27]</sup>; 张新鹏研究了基于字典学习和超完备字典的振动信号稀疏表示方法,讨论了 CS 理论在信号去噪和修复信号的应用,并用于轴承故障检测<sup>[24]</sup>. 针对高维数据结构以及稀疏性未知问题,刘畅提出基于字典学习的稀疏系数求取方法,提高复杂、非平稳数据的稀疏表示性能<sup>[25]</sup>. 高效的字典学习以及构造超完备字典能够刻画振动信号的内在特征和结构,有效提高信号的稀疏表示,成为抽取振动信号故障特征的有效途径. 针对基于收缩/阈值的信号去噪方法存在不能有效抽取冲击特征的问题, Xuefeng Chen 提出自适应字典学习的脉冲稀疏抽取方法,从含噪振动信号中抽取冲击成分信号<sup>[28]</sup>. 该方法首先从含噪信号自身学习稀疏字典,然后使用贪婪算法搜寻稀疏字典中的冲击信息. Gang Tang 使用随机维数约简方法保持原始数据特征,通过冗余字典学习和增强稀疏性的优化算法确定故障信号冲击信息,实现了故障特征的抽取和分类<sup>[29]</sup>. 贺王鹏对周期重叠簇稀疏信号优化特征提取、多基小波字典构造等问题进行研究<sup>[30]</sup>.

考虑到早期微弱故障特征往往淹没在背景噪声中,基于压缩感知的信号去噪方法对强噪声信号处理效果不太令人满意,本文提出融合奇异值分解-周期重叠簇稀疏(reweighted singular value decomposition-periodic overlapping group sparsity, RSVD-POGS)去噪方法,充分利用 RSVD 对多成分强噪声振动信号去噪能力以及 POGS 从含噪冲击信号抽取周期簇稀疏结构的故障特征能力克服它们的缺点,能够从微弱故障信号抽取有效特征. 在仿真实验中,首先使用人工数据仿真产生高低 SNR 含噪冲击信号,对 POGS 算法和 RSVD-POGS 算法特征抽取性能进行了对比分析;然后把本文算法用于振动试验台正常信号和故障信号的特征抽取,验证了本文方法的优越性.

## 1 加权奇异值分解-周期重叠稀疏算法去噪方法

加权奇异值分解-周期重叠稀疏算法去噪方法首先使用 RSVD 重构原始信号,消除振动信号强噪声,提高信号的信噪比. 然后使用 POGS 方法抽取周期重叠稀疏信号特征,增强微弱信号特征. 下面分别简要介绍这两种方法.

### 1.1 重加权奇异值分解

RSVD 方法具体描述如下:给定测量信号  $\mathbf{x} = [x(1), x(2), \dots, x(N)] \in R^{1 \times N}$ , 构建如下形式的 Hankel 矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(m) & x(m+1) & \cdots & x(N) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中,  $m = N - n + 1$  用于确定 SVD 分解的成分数量,其值通常小于  $n$ . 一般推荐  $m$  值为 3 倍的原始信号成分数量. 对 Hankel 矩阵  $\mathbf{A}$  进行 SVD 分解可得:

$$\mathbf{A} \xrightarrow{\text{SVD}} \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_m] \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_m & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{v}_n^T \end{bmatrix}. \quad (2)$$

这里,  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  分别为  $\mathbf{A}$  的左右奇异矩阵,  $\mathbf{u}_i \in R^{m \times 1}$  为  $\mathbf{U}$  的第  $i$  列向量,  $\mathbf{v}_i \in R^{n \times 1}$  为  $\mathbf{V}$  的第  $i$  列向量. 令  $\mathbf{A}_i = \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ), 则  $\mathbf{A} = \mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2 + \dots + \mathbf{A}_m$ . 令原始信号中的奇异成分 (singular component, SC) 为  $\mathbf{x}_i$ , 满足  $\mathbf{x} = \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i$ . 奇异成分  $\mathbf{x}_i$  可通过抽取  $\mathbf{A}_i$  第 1 行  $\mathbf{R}_{i,1} \in R^{1 \times n}$  和最后 1 列  $\mathbf{C}_{i,1} \in R^{(m-1) \times 1}$  得到

$$\mathbf{x}_i = [\mathbf{R}_{i,1}, \mathbf{C}_{i,1}^T] \in R^{1 \times N}. \quad (3)$$

注意,本文需要对  $\mathbf{A}_i$  使用对角线平均方法保证  $\mathbf{A}_i$  为 Hankel 矩阵. 由于有些奇异成分可能含有信号的噪声,因此只使用部分奇异成分重构原始信号. 类似于主元分析 (principal component analysis, PCA) 算法主元成分重要性并不完全取决于其对应特征值保留, SVD 方法的奇异成分信息量不完全取决于对应奇异值大小. 因此根据奇异值选择奇异成分 (singular components, SCs) 重构信号的去噪方法并不能令人满意.

当机械设备发生故障时,机械振动信号能量将发生周期性变化,从而导致测量信号周期幅值调制 (periodic amplitude modulation, PAM) 现象. 因此可以使用 PAM 评估机械健康程度. PAM 一般由原始信号的包络进行辨识. 假设原始信号为  $x(t)$ , 其包络信号为

$$a(t) = \text{abs}(x(t) + iH(x(t))) = \text{abs} \left( x(t) + i \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \right), \quad (4)$$

式中,  $i$  表示虚部单位,算子  $H$  表示 Hilbert 变换. 故障特征的检测性不仅依赖 PAM 本身能量,而且还依赖由测量噪声和其他干扰引起的随机调制信号能量. 因此对应包络信号  $a(t)$  一般由 PAM 信号  $p(t)$  和不相关随机调制  $n(t)$  组成. 周期调制强度 (periodic modulation intensity, PMI) 定义为 PAM 本身能量  $E_p$  与随机调制能量  $E_n$  之比,可以作为度量有用信号的信息量,其形式如下<sup>[1]</sup>:

$$\text{PMI} = \frac{E_p}{E_n}. \quad (5)$$

显然 PMI 值越大意味着信号特征越明显. 注意到  $p(t)$  与  $n(t)$  的不相关性,很容易推导出自相关和  $E_p$  与  $E_n$  的关系:

$$R_a(0) = E_p + E_n, \quad (6)$$

式中,  $R_a(0)$  为  $a(t)$  的自相关,表示信号  $a(t)$  的能量.

包络信号 PAM 部分一般具有周期性,  $E_p$  可以通过检测包络自相关信号相应峰值估计,即  $R_a(T) = E_p$ ,  $T$  为周期. 这样 PMI 可以由下式估计:

$$\text{PMI} = \frac{E_p}{E_n} = \frac{R_a(T)}{R_a(0) - R_a(T)}. \quad (7)$$

PMI 具有能量独立性、明确的物理意义、良好的鲁棒性以及易于计算等优点,能够作为选择重要的 SVD 奇异成分的准则. 根据 PMI 值对 SCs 加权重构原始信号

$$\mathbf{x}' = \sum_{i=1}^m W(p_i) \mathbf{x}_i, \quad (8)$$

式中,加权系数定义如下

$$W(p_i) = \begin{cases} 0, & p_i < 1, \\ \frac{p_i}{\sum p_i}, & p_i \geq 1, \end{cases} \quad (9)$$

这里,  $p_i$  表示  $i$ th 奇异成分的 PMI 值. 由式(8)和(9)可以看出,SC 的信息量决定该 SC 对重构信号的贡献度,突出了故障特征.

为说明 RSVD 的信号去噪效果,我们模拟周期冲击成信号说明 RSVD 的抽取数据特征性能. 一般来说,带有局部故障的旋转机械工作时往往会产生一系列的脉冲. 然而,这些脉冲信号通常淹没在强背景噪声中. 仿真信号形式如下:

$$h(t) = e^{-10t} \sin(2\pi \times 4770t), \\ s(t) = \sum A_k h(t - kT - \tau_k) + v(t).$$

这里,  $T$  是脉冲周期信号,  $\tau_k$  是脉冲的相位,  $A_k$  是脉冲幅值,  $v(t)$  是加性零均值白噪声. 图 1 给出了真实脉冲信号和含噪信号 (SNR = -6.84). 我们对  $s(t)$  进行 RSVD 分析,取  $m = 10$ ,构造 Hankel 矩阵,使用 SVD 分解根据式(3)计算 SCs 以及相应的自相关系数. 为节省篇幅起见,图 2 给出 1th SC 的自相关. 从图 2 可以看出,SC 的自相关具有很强的周期性,最大自相关系数作为 PMI 值. 图 3 和图 4 分别表示 Hankel 矩阵特征值变化以及 SCs 的峰度(Kurtosis)值. 由图 3 所示特征值差值可以看出,只有 2th SC 包含原始信号的信息量较多. 从图 4 可以看出,1th~3th SCs 对应 Kurtosis 值相差不大,3th~6th SCs 的 Kurtosis 值相差不大. 从上述分析可以看出,基于特征值差值和 Kurtosis 指标选择 SCs 难以确定合适的阈值,不同的阈值直接影响重构信号. 图 5 给出每个 SCs 对应的 PMI 值. PMI 能够反映周期冲击信号信息量,使用式(8)方法重构信号能够较好地表征冲击信号特征. 为更好对比 RSVD 与 SVD 降噪算法性能,图 6 和图 7 分别给出 SVD 和 RSVD 对图 1 含噪信号降噪效果,RSVD 和 SVD 的降噪信号的 SNR 分别为 4.62 和 3.78,显然 RSVD 优于 SVD 算法. 对于多成分含噪信号,RSVD 明显优于 SVD 算法性能<sup>[1]</sup>.

需要注意的是,RSVD 算法虽然能够有效处理强噪声信号,然而与原始信号相比,RSVD 重构信号仍然含有噪声(如图 7 所示). 其原因是噪声分布在各个频段中,SCs 可以看做原始信号在各个频段上的分解结果. 而重构信号为部分 SCs 的加权之和,因此重构信号不可避免受到相应频段噪声的干扰. 考虑到信号周期性、稀疏性以及压缩感知技术在非平稳、非平滑信号去噪方面的有效性,本文使用周期重叠簇稀疏方法消除

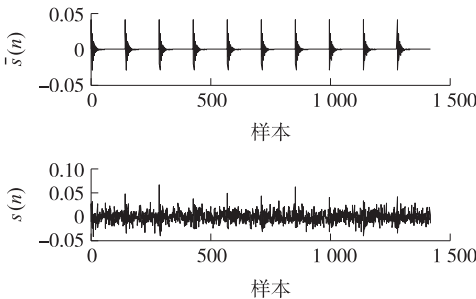


图 1 原始信号与含噪信号  
Fig. 1 Original signal and the corresponding  
noising signal

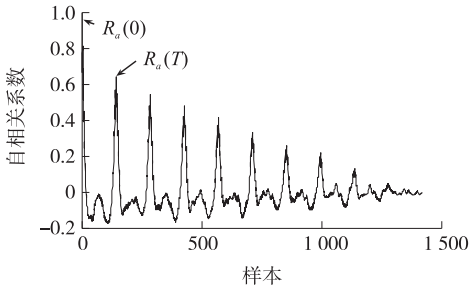


图 2 1th SC 包络信号自相关图  
Fig. 2 The autocorrelation of 1th SC

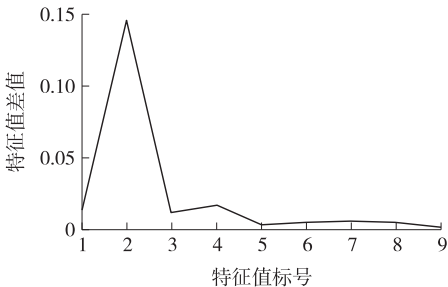


图 3 SVD 特征值差值  
Fig. 3 The difference of SVD eigenvalues

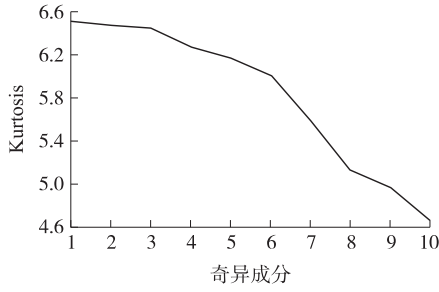


图4 SVD 奇异成分的峰度

Fig. 4 Kurtosis of singular components yielded by SVD

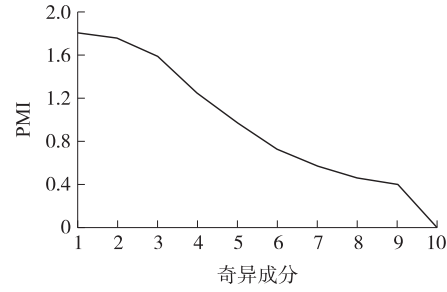


图5 SVD 奇异成分的 PMI 值

Fig. 5 PMI values corresponding to singular components yielded by SVD

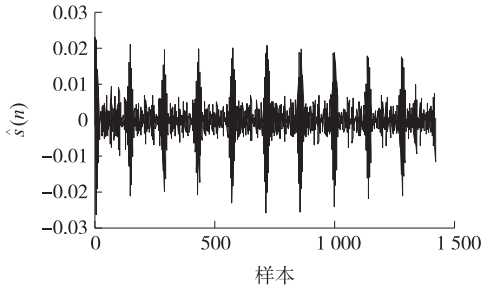


图6 SVD 去噪效果

Fig. 6 SVD denoising

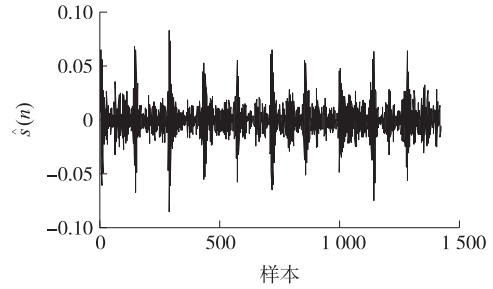


图7 RSVD 去噪效果

Fig. 7 RSVD denoising

RSVD 重构信号的噪声.

## 1.2 周期重叠稀疏算法

稀疏表示方法能够消除信号背景噪声影响、突出机械状态特征,已经成功应用于稀疏信号特征抽取.虽然基于  $L_1$  范数的凸正则化优化问题受到人们的关注,然而非凸正则化优化问题往往能够取得更好的效果.文[30]提出的周期重叠簇稀疏(periodic overlapping group sparsity, POGS)方法,该算法计算量不大,能够从含噪观测信号抽取周期非平稳冲击特征(见第2部分图8).算法详细描述如下:假设观测信号  $y$  由周期簇稀疏特征信号  $x$  和加性噪声  $g$  组成,即

$$y = x + g, \quad (10)$$

这里,加性噪声  $g$  一般假设为高斯白噪声. POG 算法通过求解如下的无约束优化问题从观测信号  $y$  求取最优稀疏特征信号  $x$ ,即

$$\arg \min_x p(x) = \|y - x\|_2^2 + \lambda \sum_n \phi(\theta(x, b, n); a), \quad (11)$$

式中,  $\lambda$  为正则化系数,  $\phi(\cdot; a)$  ( $a > 0$ ) 为满足一定假设条件的惩罚函数<sup>[30]</sup>,  $b = \{b_0, b_1, \dots, b_{K-1}\}$  为二进制

权重序列,  $b_k \in \{0, 1\}$ ,  $\theta(x, b, n) = \left[ \sum_{k=1}^{K-1} b_k x_{n+k}^2 \right]^{1/2}$  为加权的欧几里得范数,  $k$  为近邻数量. 满足假设条件的

典型非凸惩罚函数  $\phi(z; a)$  有绝对值对数函数型  $\frac{\log(1+a|z|)}{a}$ 、有理分式函数型  $\frac{|z|}{1+a|z|/2}$  以及反正切函数型

$\frac{\arctan\left(\frac{1+2a|z|}{\sqrt{3}}\right) - \frac{\pi}{6}}{a\sqrt{3}}$ . 上述非参数化非凸惩罚函数  $\phi(z; a)$  还满足如下特性:  $\phi'(0^+; a) = -a$  和  $\phi(z; 0) = |z|$ .

式(11)中右边第1项为凸函数,当非凸惩罚函数  $\phi(\cdot; a)$  满足  $0 \leq a < \frac{1}{K_1 \lambda}$  时可保证  $p(x)$  为凸函数,使得上述优化问题最优解为全局最优,详细讨论见文[30]. 本文使用优控极小化方法(majorization-minimization, MM)迭代求取 POGS 优化问题最优解,其步骤如下:

输入:观测序列  $y$ , 正则化参数  $\lambda$ , 权重向量  $b$  以及去噪阈值  $\varepsilon$ , 数据近邻数量  $K$

输出:降噪信号  $x$

初始化:设置去噪信号初始值  $x = y$ , 信号标志集合  $S = \{n: y_n \neq 0\}$



While  $n \in S$

$$r_n = \sum_{k=0}^{K-1} \frac{b_k}{\psi(\theta(\mathbf{x}, \mathbf{b}, n-k))}, \text{ 其中 } \psi(z) = z/\phi'(z; a) \quad (12)$$

$$x_n = \frac{y_n}{1 + \lambda r_n}$$

$S = \{n: |x_n| > \varepsilon\}$

If 算法收敛

Break;

End

End

融合加权奇异值分解与周期重叠稀疏算法去噪方法如下:首先使用 RSVD 把复杂振动信号分解到为多个奇异成分,使用 PMI 计算奇异成分信息量,降低噪声引起的奇异成分影响;然后使用 POGS 去噪方法对选择的奇异成分进行去噪处理;最后对处理后奇异成分进行重构,实现原始信号的去噪。

## 2 仿真实验

### 2.1 人造数据

为了说明 POGS 算法以及本文算法在周期性稀疏故障特征提取中的有效性,本节模拟了一组周期性幅值变化冲击信号特征,并添加高斯白噪声用于模拟背景干扰噪声。根据机械振动信号模型,仿真振动信号由谐波信号成分、周期冲击成分以及高斯白噪声组成,其形式如下所示:

$$X(t) = \sum_{i=1}^M A_i S(t - iT - \tau_i) + w(t), \quad (13)$$

这里,  $A_i = A_0 \cos(2\pi f_m t + \varphi_A)$  为信号幅值,其中  $f_m$  和  $A_0$  分别为幅值调制的频率与初始幅值,  $S(t) = e^{-\beta t} \sin(2\pi f_n t + \varphi_w)$  为衰减信号,  $T$  是脉冲信号的周期,  $\tau_i$  是脉冲信号的相位,  $w(t)$  是噪声水平为  $\sigma$  的加性白噪声信号。  $\varphi_A$  为幅值调制的相位,  $f_n$  为与轴承相关的自然频率,  $\varphi_w$  为与轴承相关的相位,  $B$  为共振阻尼的系数。仿真信号的采样频率要大于调制信号频率的 2 倍,采样频率取 20 kHz,调制频率  $f_m = 10.5$  kHz,脉冲幅值的参数  $A_0 = 1$ ,所有相关相位均取 0,周期  $T = 0.02$  s,自然频率  $f_n = 1$  kHz,阻尼系数  $B = 100\pi$ ,信长度  $L = 2048$ 。

为了便于分析 POGS 算法的消噪性能,我们分别使用 POGS 对高、低 SNR 信号提取周期稀疏特征,达到消除信号噪声的目的,并选用均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 和信噪比 (SNR) 作为信号消噪效果的评价指标。在仿真实验中,选择非凸惩罚函数反正切函数增强特征的稀疏性,正则化参数设置为  $\lambda = 0.13$ ,算法迭代数为 100。图 8 给出 POGS 对较高 SNR 信号的去噪效果。图 8(a) 从上至下对应高 SNR 含噪信号、降噪信号以及原始信号,图 8(b) 由高 SNR 含噪信号和降噪信号组成。从图 8 可以看出,去噪信号与原始信号高

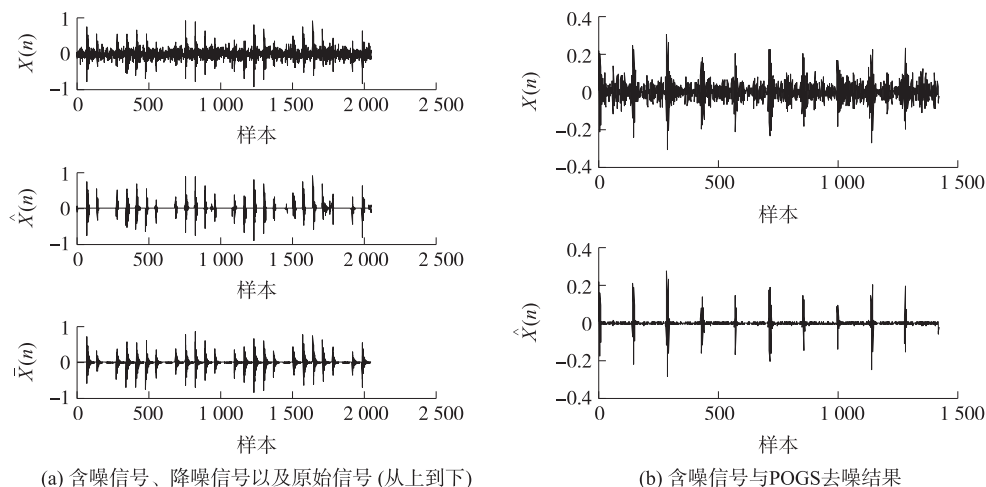


图 8 高 SNR 信号的 POGS 去噪结果  
Fig. 8 POGS denoising on high SNR signal

度相似,POGS 能够从较高 SNR 噪声信号中准确抽取稀疏冲击特征,很好地保留原始信号有效成分.

对式(13)人工信号施加加大噪声生成低 SNR 冲击信号(如图 9、10 所示),显然原始信号中周期性瞬态冲击分量被强背景噪声淹没.

图 9、10(从上至下图形分别对应低 SNR 含噪信号、降噪信号以及原始信号)分别给出了 POGS 与 RSVD-POGS 去噪信号效果.

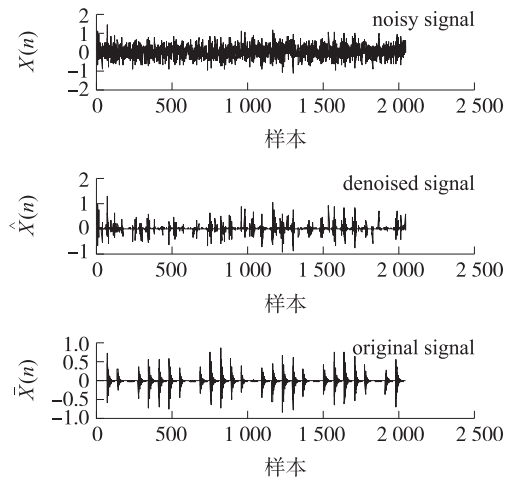


图 9 低 SNR 信号的 POGS 去噪效果  
Fig. 9 POGS denoising on low SNR signal

对图 9 和 10 进行对比容易看出,由 POGS 产生的去噪信号与原始信号差别较大,其去噪效果不能令人满意;由 RSVD-POGS 产生降噪信号具有明显的周期、稀疏和幅值变化冲击成分,很大程度上保留原始信号本质特征,能够很好地消除了背景声的干扰,去噪效果明显优于 POGS 算法. 表 1 给出含噪信号以及经过 POGS 与 RSVD-POGS 去噪信号的 RMSE 与 SNR 指标值. 从表 1 中所示低 SNR 信号去噪前后的信号指标值也可以看出,POGS 有效消除高 SNR 含噪信号的噪声增强信号特征,但是对强噪声信号的去噪效果不能令人满意;而 RSVD-POGS 方法对强噪声信号处理后的去噪声信号 SNR 值较高,去噪效果令人满意.

2.2 振动信号去噪仿真

提升机是煤矿生产关键设备,其安全平稳运行直接影响煤矿经济效益. 基于振动信号的减速器的故障诊断需要采集多种提升机故障信号,而实际中很难使用现场设备状态数据进行算法研究. 为此本文建立了一套能够比较真实模拟提升机振动信号的采集平台. 实验平台可以采集分析不同状态下齿轮、轴承的振动信号,并使用本文方法对信号进行处理及故障识别.

该实验装置如图 11 所示,实验台及其零部件分布如图 12 所示. 主要包括电动机、齿轮减速器、磁粉制动器、振动传感器、数据采集系统等. 本文分析安装在 4#轴承处的振动传感器信号进行故障特征提取. 旋转机械

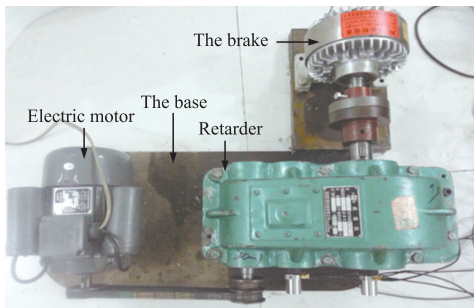


图 11 实验台机械系统  
Fig. 11 Mechanical systems of platform

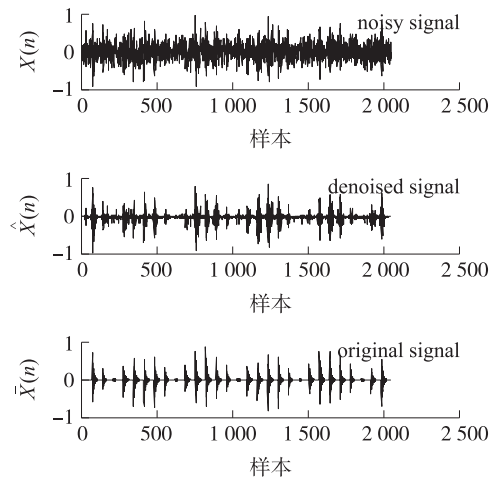


图 10 低 SNR 信号的 RSVD-POGS 去噪效果  
Fig. 10 RSVD-POGS denoising on low SNR signal

表 1 POGS 与 RSVD-POGS 去噪效果对比  
Table 1 Comparisons of POGS and RSVD-POGS

denoising methods				
去噪方法	噪声信号		去噪信号	
	RMSE	SNR/dB	RMSE	SNR/dB
图 8(a)	0.536	−11.38	0.134	3.65
POGS 图 8(b)	0.378	−3.62	0.065	5.89
图 9	0.957	−17.75	0.287	−1.32
RSVD-POGS	0.957	−17.75	0.118	2.36

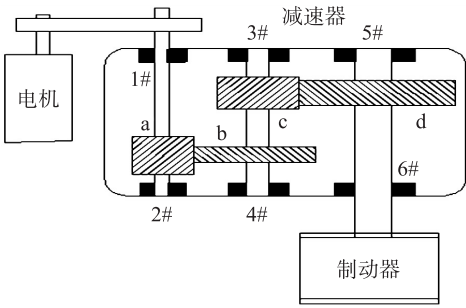


图 12 实验台及其零部件布局  
Fig. 12 Platform and its component layout

实验装置的机械系统是通过电源为电动机提供能量驱动齿轮减速器和负载,电机、减速器与磁粉制动器均通过刚性连接固定在刚性底座上,利用磁粉制动器模拟机械负载. 其中,磁粉制动器是通过调节电压的大小来对负载情况进行调节,其负载与电压成线性关系. JZQ200 型齿轮箱零部件参数如表 2 所示.

本实验台重点研究的故障包括齿轮 b 断齿、4#轴承内圈缺陷、4#轴承外圈缺陷等. 图 13 分别为断齿、内圈故障、外圈故障图. 在采样频率为 4 kHz,转速为 1 420 r/min 的条件下,随机选取正常、断齿、轴承内圈故障、轴承外圈故障 4 种状态下的振动信号. 齿轮箱各种状态的振动信号及其本文方法去噪效果如图 14 所示. 在图 14 中,每个子图中上面子图为原始振动信号,下面子图表示本文算法的去噪效果. 从图中可以看出,本文方法能够保留振动信号的故障冲击特征,达到满意的效果.

表 2 JZQ200 型齿轮箱零部件参数

Table 2 Specification of components in JZQ200 gearbox

轴承编号	轴承型号	轴承内径/mm	轴承外径/mm	滚珠数目
1#,2#,3#和 4#	6305	25	62	7
5#和 6#	6209	45	85	10
齿轮编号	a	b	c	d
齿数	20	79	16	83

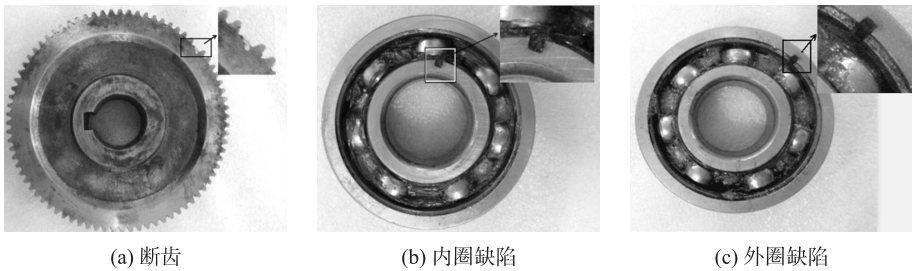


图 13 4#轴承故障  
Fig. 13 4# gear faults

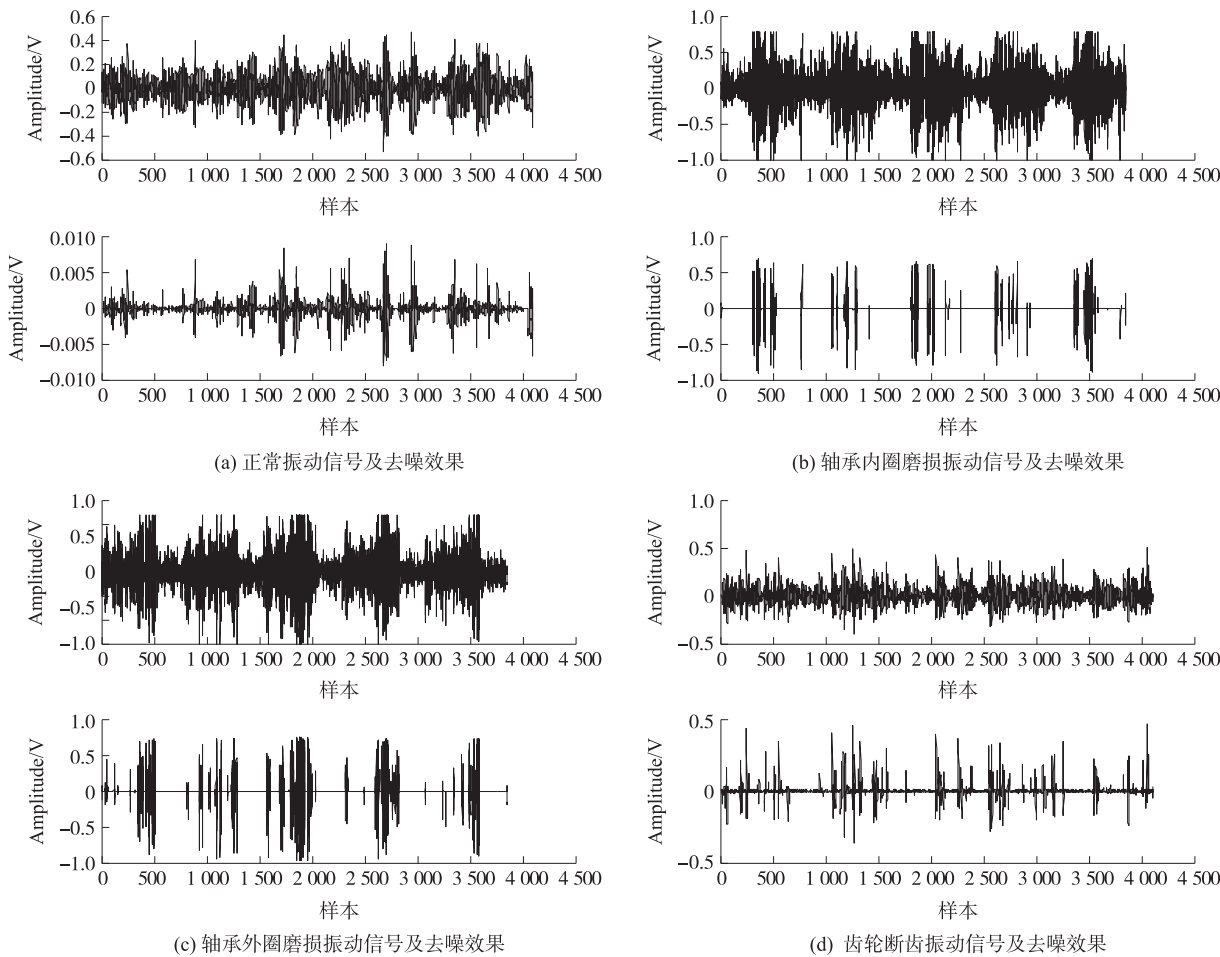


图 14 实验台振动信号及其 RSVD-POGS 去噪效果  
Fig. 14 Vibration signals collected from experimental platform and the denoised signals by RSVD-POGS



### 3 结语

文中提出一种融合再加权奇异值分解与周期重叠簇稀疏(RSVD-POGS)的机械故障信号特征提取算法。RSVD具有多成分强噪声复杂振动信号去噪能力,POGS适合非强噪声周期冲击信号抽取稀疏故障特征。融合两者算法优点,可以有效增强旋转周期、非平稳、含噪振动冲击信号的稀疏故障信号特征。文中对两种方法理论做了详细的介绍,并对其不同SNR值信号的去噪效果进行了对比和分析。最后,将RSVD-POGS稀疏特征提取算法应用于人造仿真数据和实验平台轴承故障特征提取,验证了该方法提取稀疏微弱故障特征的优越性。

#### [参考文献]

- [1] ZHAO M, JIA X D. A novel strategy for signal denoising using reweighted SVD and its application to weak fault enhancement of rotating machinery[J]. Mechanical systems and signal processing, 2017, 94: 129–147.
- [2] JIANG H M, CHEN J, DONG G M, et al. Study on Hankel matrix-based SVD and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical systems and signal processing, 2015, 52/53: 338–359.
- [3] 王聪. 基于稀疏表达的机械信号处理方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [4] YU F J, ZHOU F. Classification of machinery vibration signals based on group sparse representation[J]. Journal of vibration engineering, 2016, 18(3): 1540–1554.
- [5] YANG H G, LIN H B, DING K. Sliding window denoising  $K$ -singular value decomposition and its application on rolling bearing impact fault diagnosis[J]. Journal of sound and vibration, 2018, 421: 205–219.
- [6] YUAN J, JI F, GAO Y, et al. Integrated ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition for mechanical fault detection[J]. Mechanical systems and signal processing, 2018, 104: 323–346.
- [7] ZHANG G, YI T, ZHANG T Q, et al. A multiscale noise tuning stochastic resonance for fault diagnosis in rolling element bearings[J]. Chinese journal of physics, 2018, 56(1): 145–157.
- [8] CHEN J L, ZI Y Y, HE Z, et al. Adaptive redundant multiwavelet denoising with improved neighboring coefficients for gearbox fault detection[J]. Mechanical systems and signal processing, 2013, 38: 549–568.
- [9] LÜ Y, YUAN R, SONG G B. Multivariate empirical mode decomposition and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Mechanical systems and signal processing, 2016, 81: 219–234.
- [10] HU A, YAN X A, XIANG L. A new wind turbine fault diagnosis method based on ensemble intrinsic time-scale decomposition and WPT-fractal dimension[J]. Renewable energy, 2015, 83: 767–778.
- [11] GOLAFSHAN R, SANLITURK K Y. SVD and Hankel matrix based denoising approach for bearing fault detection and its assessment using artificial faults[J]. Mechanical systems and signal processing, 2016, 70/71: 36–50.
- [12] LIU T, CHEN J, DONG G. Singular spectrum analysis and continuous hidden Markov model for rolling element bearing fault diagnosis[J]. Journal of vibration and control, 2015, 21(8): 1506–1521.
- [13] CONG F, CHEN J, GONG M G, et al. Short-time matrix series based singular value decomposition for rolling bearing fault diagnosis[J]. Mechanical systems and signal processing, 2013, 34: 218–230.
- [14] JIANG Y H, TANG B P, QIN Y, et al. Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD[J]. Renewable energy, 2011, 36: 2146–2153.
- [15] SANLITURK K Y, CAKAR O. Noise elimination from measured frequency response functions[J]. Mechanical systems and signal processing, 2005, 19: 615–631.
- [16] MURUGANATHAM B, SANJITH M, KUMAR B K, et al. Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis[J]. Mechanical systems and signal processing, 2013, 35: 150–166.
- [17] ZHU K P, LIN X, LI K X, et al. Compressive sensing and sparse decomposition in precision machining process monitoring: from theory to applications[J]. Mechatronics, 2015, 31: 3–15.
- [18] TAN Y, HOU X S, CHEN Z, et al. Image compressive sensing reconstruction based on collaboration reduced rank preprocessing[J]. Electronics letters, 2017, 53(11): 717–718.
- [19] WEN F Q, ZHANG G, BEN D. Estimation of multipath parameters in wireless communications using multi-way compressive sensing[J]. Journal of systems engineering and electronics, 2015, 26(5): 908–915.

- [20] SHAO H D,JIANG H K,ZHANG H Z,et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical systems and signal processing,2018,100:743-765.
- [21] SUN R B,YANG Z B,CHEN X F. Gear fault diagnosis based on the structured sparsity time-frequency analysis[J]. Mechanical systems and signal processing,2018,102:346-363.
- [22] FAN W,CAI G G,ZHU Z K. Sparse representation of transients in wavelet basis and its application in gearbox fault feature extraction[J]. Mechanical systems and signal processing,2015,56/57:230-245.
- [23] TANG G,YANG Q,WANG H Q,et al. Sparse classification of rotating machinery faults based on compressive sensing strategy[J]. Mechatronics,2015,31:60-67.
- [24] 张新鹏. 压缩感知及其在旋转机械健康监测中的应用[D]. 长沙:国防科技大学,2015.
- [25] 刘畅. 基于压缩感知的滚动轴承特征提取与特征约简方法研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2017.
- [26] HAN T,JIANG D X,SUN Y K,et al. Intelligent fault diagnosis method for rotating machinery via dictionary learning and sparse representation-based classification[J]. Measurement,2018,118:181-193.
- [27] GANESAN V,DAS T,RAHNAVARD N,et al. Vibration-based monitoring and diagnosis using compressive sensing[J]. Journal of sound and vibration,2017,394:612-630.
- [28] 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.
- [29] CHEN G,LIN F,HUANG W. Sparse discriminant manifold projections for bearing fault diagnosis[J]. Journal of sound and vibration,2017,399:330-334.
- [30] 贺王鹏. 周期簇稀疏特征提取方法及其在机械故障诊断中的应用研究[D]. 西安:西安交通大学,2017.

[责任编辑:丁 蓉]