

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206134

矿用永磁直驱电机异响声信号降噪方法研究*

马红荣¹ 刘洪伟² 牟宗磊¹

(1. 山东科技大学电气与自动化工程学院 青岛 266590; 2. 力博重工科技股份有限公司 泰安 271000)

摘要:针对矿用永磁直驱电机异响声信号噪声干扰大,有用信号被噪声淹没难以提取的问题,提出一种融合改进VMD与小波软阈值的降噪方法。首先,利用粒子群算法优化变分模态分解算法得到分解层数 k 和惩罚因子 α 的最优参数组合,基于最优参数组合分解获得矿用永磁直驱电机异响声信号 k 个本征模态分量(IMF)。其次,利用加权裕度指标筛选出有效信号分量和需进一步分解的含噪分量,基于小波软阈值对含噪分量进一步降噪。最后,将有效信号分量与小波软阈值降噪后的分量重构得到最终降噪信号。应用此方法分别对仿真信号和矿用永磁直驱电机异响声信号降噪,并与其他方法对比。试验结果表明,该方法能将仿真信号信噪比提升至27.5247 dB,均方根误差降低至0.0855,实测信号信噪比提升至34.7153 dB,均方根误差降低至0.0067,降噪效果较好,为后续的故障特征提取与故障诊断工作提供数据基础。

关键词: 矿用永磁直驱电机; 异响声信号; 降噪方法; 改进变分模态分解; 小波软阈值

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Research on denoising method of abnormal sound signal for direct-driven permanent magnet motor in coal mine

Ma Hongrong¹ Liu Hongwei² Mou Zonglei¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. Libo Heavy Industries Science and Technology Co., Ltd., Taian 271000, China)

Abstract: In view of high noise interference and the difficulty of useful signal extracted for direct-driven permanent magnet motor in coal mine, a denoising method of integrating improved VMD and wavelet soft threshold is proposed. Firstly, particle swarm optimization is used to optimize the decomposition layers K and penalty factor α of the variational modal decomposition algorithm to obtain the optimal parameter combination. Based on the optimal parameter combination, K eigenmode components of abnormal sound signal for direct-driven permanent magnet motor in coal mine are obtained. Secondly, the weighted margin index is used to screen out the effective signal components and the noisy components that need further decomposition. The wavelet soft threshold is used to further denoise the noisy components. Finally, the effective signal component and the wavelet soft threshold denoised component are reconstructed to obtain the final denoised signal. This method is used to denoise the simulation signal and the abnormal sound signal of direct-driven permanent magnet motor in coal mine respectively. In order to prove the validity of the method, we conduct the comparative test. The test results show that this method can increase the SNR of simulation signals to 27.5247 dB, and reduce the root mean square error to 0.0855. The SNR of measured signals is improved to 34.7153 dB, and the root mean square error is reduced to 0.0067. The method proposed can denoise effectively and provide data basis for subsequent fault feature extraction and fault diagnosis.

Keywords: direct-driven permanent magnet motor in coal mine; abnormal sound signal; denoising method; improved variational mode decomposition; the wavelet soft threshold

收稿日期: 2022-12-17 Received Date: 2022-12-17

* 基金项目: 山东省自然科学基金(ZR2020KE061)、泰安市科技创新重大专项项目(2021ZDZX013)、济宁市重点研发计划项目(2022AQCX003) 资助

0 引言

随着社会经济的发展,永磁电机技术的日益精进,大扭矩永磁直驱电机在煤矿上的应用越来越广泛。它取代了传统异步电动机加减速器的中间传动环节,能够实现矿用设备高效、可靠启动,节能效果显著^[1]。大扭矩永磁直驱电机安全、平稳运行关系到企业生产过程的各个环节。然而随着电机使用年限的增加,其各组成部件会产生不同程度的损坏,严重情况下会造成企业停产停工,甚至会发生安全事故。为了减少电机故障对企业造成的损失,需对电机故障早发现早排查。声音是电机故障最直接的表现形式之一,且具有非接触测量、易于采集等优点。但由于声音信号能量低、易与环境噪声耦合,导致在采集矿用永磁直驱电机异响声信号的过程中存在机械噪声^[2]等干扰。而噪声的存在会造成有用信号特征提取困难,不利于后续对矿用永磁直驱电机异响声信号的故障诊断。因此,设计选用合理的声音信号降噪方法对后续信号分析与研究具有重要作用。

矿用永磁直驱电机异响声信号具有连续性、不规则的特点。目前,常见的信号降噪方法主要基于小波变换^[3](wavelet transform, WT)、经验模态分解^[4](empirical mode decomposition, EMD)、深度学习降噪^[5]等。其中,小波变换是克服傅里叶变换不足所发展起来的一种时频分析方法,它通过对信号做平移伸缩运算突出信号的局部时频信息^[6]。但小波变换的降噪^[7]效果取决于小波基函数和分解层数的选择。EMD对信号分解不具有自适应性,易导致信号出现过度分解、模态混叠等现象^[8]。而基于深度学习^[9]的降噪方法虽提高了降噪效果但依赖于大量数据。变分模态分解^[10]于2014年被提出,是一种自适应信号分解的新方法,被用于振动信号降噪与分析领域。常规的变分模态分解方法^[11]分解层数的选择多采用中心频率法或瞬时频率均值法,这导致信号分解不充分,而且利用自相关系数、样本熵等指标对子信号直接剔除处理,易造成有用信号成分缺失,使得重构信号失真。

本文针对矿用永磁直驱电机异响声信号幅值低、易与环境噪声耦合导致有用信号被噪声淹没的问题,提出了一种融合改进VMD(variational mode decomposition)与小波软阈值的降噪方法。该方法结合了改进后VMD能根据现场积累离线数据的实际情况自适应确定最优参数和小波软阈值降噪^[12]信号较平滑的优点。从能量、独立性等方面构造综合指标来确定最优分解参数,对分解后含噪分量的本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),并非直接剔除,而是用小波软阈值对含噪分量进一步降噪。因此,该方法可以有效剔除信号中的噪声分量,最大程度保留原信号中的有用成分。

1 参数优化的改进VMD算法

1.1 VMD算法

VMD是新提出的一种时频域分析方法,其主要通过不断迭代来搜寻信号的最优解。VMD是将信号 $S(t)$ 分解为 k 个具有一定带宽的本征模态函数,使得分解后各模态分量的和与信号 $S(t)$ 相等且各模态分量的估计带宽累加最小^[13],其表达式为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\xi(t) + \frac{i}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_{k=1}^K u_k = S \end{array} \right. \quad (1)$$

式中: $\xi(t)$ 为狄拉克函数, $\{u_k\}$ 为 k 个模态函数, $\{\omega_k\}$ 为各模态的中心频率,利用拉格朗日函数 ζ 求解变分最优解的表达式为:

$$\zeta(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \nu) = \alpha \sum_{k=1}^n \left\| \partial_t \left[\left(\xi(t) + \frac{i}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|S(t) - \sum_{k=1}^n u_k(t)\|_2^2 + \langle \nu(t), S(t) - \sum_{k=1}^n u_k(t) \rangle \quad (2)$$

式中: α 为惩罚因子,主要用于准确分解和重构信号,其值大小影响分解的结果和中心频率大小。 $\nu(t)$ 为拉格朗日函数算子,算法通过不断的更新 $u_k^{n+1}, \omega_k^{n+1}, \nu_k^{n+1}$ 值,求变分模型的最优解,为了使计算更为简便,通过傅里叶变换得到各模态的频域公式如下:

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{S(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(t)^{n+1} + \frac{\nu(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

$$\nu^{n+1}(\omega) = \nu^n(\omega) + \delta(S(\omega) - \sum_k u_k^{n+1}(\omega)) \quad (5)$$

式中: $u_i(t)$ 为第 i 个模态分量, ω_k^{n+1} 为分解的各个模态的中心频率, $|u_k(\omega)|$ 为傅里叶的逆变换, δ 为噪声容忍度。其求解过程可以简化为:

- 1) 对参数 u_k, ω_k, ν 初始化,设置最大迭代次数 N ;
- 2) 根据式(3)、(4)不断迭代更新 u_k, ω_k ,根据式(5)更新拉格朗日乘数 ν 的值,直到满足:

$$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < m \quad (6)$$

设置精度 m ,若满足上述条件则停止循环,输出结果 u_k, ω_k 。

1.2 基于粒子群算法优化VMD参数

Eberhart和Kennedy通过观察与研究鸟儿觅食行为

提出了一种群智能搜索算法即:粒子群算法^[14](particle swarm optimization, PSO)。引入 PSO 的基本思想是在 VMD 的 2 维搜索范围内存在一定数目的随机粒子,通过预先设定的目标函数,计算每个粒子的目标函数值,通过对比个体目标函数值与全局最优值的大小不断更新粒子的速度和位置以得到问题的最佳解^[15]。粒子不断更新速度和位置的公式如下:

$$\begin{cases} v_i^{n+1} = \omega v_i^n + l_1 r_1 (p_i^n - y_i^n) + l_2 r_2 (p_g^n - y_i^n) \\ y_i^{n+1} = y_i^n + v_i^{n+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中: l_1, l_2 为学习因子,通常设置为 2, ω 为惯性因子,其值的大小影响着 PSO 局部和全局的寻优能力。 v_i 为粒子的速度, y_i 为粒子所在的位置。 p_i 为个体极值, p_g 为全局最优值。其求解过程具体如下:

1) 对每个粒子所对应的速度和位置进行初始化。

2) 设立目标函数, VMD 分解过程遵循能量守恒原则,理想情况下,各子信号的能量和等于原始信号的能量。即:能量损失最小。VMD 分解层数不合理会导致信号欠分解或者过分解甚至会造成模态混叠现象,为了避免此现象的产生,分解的各子信号要相互独立。本文从能量损失、子信号间的独立性构造方程作为确定最优分解层数和惩罚因子的综合评判指标,计算公式如下:

$$h = \min(x_1 + x_2 + x_3) \quad (8)$$

$$\begin{cases} x_1 = \frac{E - \sum_{i=1}^k E_i}{E} \\ x_2 = \frac{\sum_{i=1}^{k-1} \text{cov}(u_i, u_{i+1})}{\sigma_{u_i} \sigma_{u_{i+1}}} \\ x_3 = \frac{\text{cov}(u_k, s)}{\sigma_{u_k} \sigma_s} \end{cases} \quad (9)$$

式中: h 取 x_1, x_2, x_3 和的最小值。 x_1 表示能量损失, E 表示信号总能量, E_i 表示各分量能量。 x_2 表示子信号间的相关程度,其中, $\text{cov}(u_i, u_{i+1})$ 表示子信号间的协方差, σ 表示信号的标准差。 x_3 用于描述余项 u_k 与输入信号 s 的相关程度。

3) 基于目标函数,逐个求解粒子在当前速度与位置下的目标函数值。

4) 将粒子当前目标函数值与个体极值比较,若前者较小则更新后者。

5) 将粒子的当前目标函数值与全局极值比较,当前者较小时更新后者。

6) 通过式(7)更新种群中粒子的速度以及位置。

7) 若达到最大循环次数则结束程序,否则返回程序继续执行步骤 3)。

2 融合参数优化 VMD 与小波软阈值降噪

2.1 小波软阈值降噪方法

本文使用现场积累的矿用永磁直驱电机异响声信号进行参数优化 VMD 分解得到一系列不同频率成分的本征模态分量,各本征模态分量中既有高频分量又有低频分量,用加权裕度指标筛选出需进一步降噪的含噪分量,其中加权裕度指标为皮尔逊相关系数与裕度的乘积,皮尔逊相关系数可以描述原始信号与各子信号的线性相关程度。裕度可以表征大扭矩永磁直驱电机的疲劳磨损程度,对于故障信息灵敏度比较高,是无量纲参数。加权裕度值越大,表明信号中含有丰富的故障特征信息且与原始信号相关性强,其定义为:

$$L = \eta^* \frac{x_p}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right]^2} \quad (10)$$

式中:裕度是峰值与方根幅值的比值。 x_p 表示信号的峰值, η 表示信号的皮尔逊相关系数。

小波降噪^[16]的主要思想是对信号进行小波分解得到小波系数,小波系数中含有重要的信号特征信息,其包括近似系数和细节系数两部分。矿用永磁直驱电机异响声音信号中的含噪分量通常集中在小波分解的细节系数中,通过设定合适的阈值量化处理每一层细节系数。最后,将小波分解获得的信号近似系数与经降噪处理后的细节系数重构得到最终降噪信号。小波降噪的阈值函数主要包括硬阈值函数与软阈值函数两种类型^[17]。信号经硬阈值函数处理获得的小波系数在阈值间断点处不连续易造成重构信号出现振荡。而软阈值函数处理后得到的小波系数连续性较好,其降噪后的信号较为平滑^[18]。软阈值函数表达式如下:

$$c_p = \begin{cases} [\text{sgn}(c)] (|c| - \rho) & |c| \geq \rho \\ 0 & |c| < \rho \end{cases} \quad (11)$$

式中: c 为经小波分解得到的小波系数, ρ 为阈值, c_p 为经阈值处理后的小波系数。

在小波软阈值降噪方法中,基函数的选择、分解的层数和阈值的大小影响着信号降噪效果。目前,常见的阈值选取规则^[19]主要包括固定阈值、启发式阈值、无偏似然阈值以及极大极小阈值。其中,固定阈值和启发式阈值^[20-21]在信号降噪过程中缺乏灵活性,易导致信号过度降噪,而无偏似然阈值对信号降噪较为灵活,但不适合处理较低信噪比信号。针对矿用永磁直驱电机异响声信号主频分布在中低频段,高频信息较少,通过对比衡量实际数据情况,经多组数据反复试验,本文选用 *sym5* 小波系对信号进行 3 层处理,并选用极大极小值阈值对小波分解的每层小波系数进行灵活降噪处理得到降噪信号。

融合参数优化 VMD 与小波软阈值降噪流程如图 1 所示。

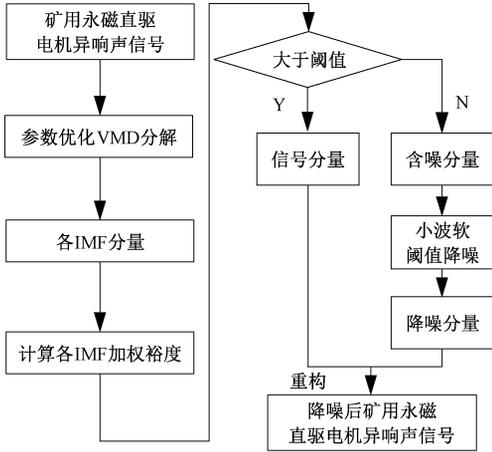


图 1 矿用永磁直驱电机异响信号降噪流程

Fig. 1 Flow chart of the denoising method for abnormal sound signal of direct-driven permanent magnet motor in coal mine

2.2 降噪效果评价

为了验证本文所提方法的有效性,采用信噪比与均方根误差^[22]作为信号降噪效果的评判指标,具体为:

$$SNR = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n x(i)^2}{\sum_{i=1}^n (x(i) - \overline{x(i)})^2} \right] \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \overline{x(i)})^2} \quad (13)$$

式中: $\overline{x(i)}$ 代表降噪后信号, $x(i)$ 代表原始信号, n 代表序列长度。由信噪比与均方根误差的表达式(12)、(13)可知,信号的降噪效果与信噪比^[23]成正比,与均方根误差成反比。

3 仿真信号降噪分析

为验证本文所提出的融合改进 VMD 与小波软阈值降噪方法的有效性,在此以 4.8 kHz 采样频率为例进行举例说明,重点模拟实测信号主频集中在中低频且较密集的情况,仿真信号为:

$$x_1 = S + v_1 + v_2 + y \quad (14)$$

其中,各分式为:

$$\begin{cases} S = 0.4 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 120 \cdot t) \\ v_1 = 0.1 \cdot \left(1 + \sin(2 \cdot 400 \cdot \pi \cdot t) \cdot \cos(2 \cdot 10 \cdot \pi \cdot t + 2 \cdot \cos(80 \cdot \pi \cdot t)) \right) \\ v_2 = 0.2 \cdot \sin(1 + 20 \cdot \pi \cdot t) \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot t + \cos(10 \cdot \pi \cdot t)) \\ y = 0.1 \cdot \text{randn}(\text{size}(S)) \end{cases} \quad (15)$$

式中:可调采样频率为 4 800 Hz,采样点数为 2 000, x_1 是由各子信号构成的仿真信号, y 是随机噪声信号。仿真信号的时域图和频谱图,如图 2 和 3 所示。

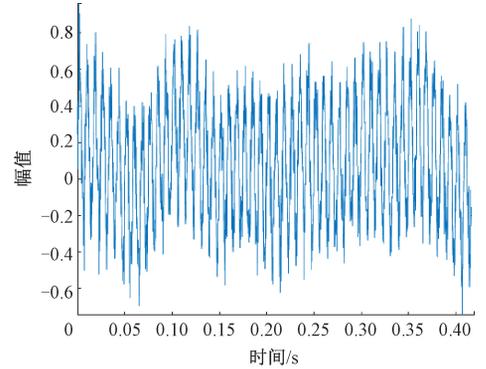


图 2 仿真信号时域图

Fig. 2 The time domain diagram of the simulation signal

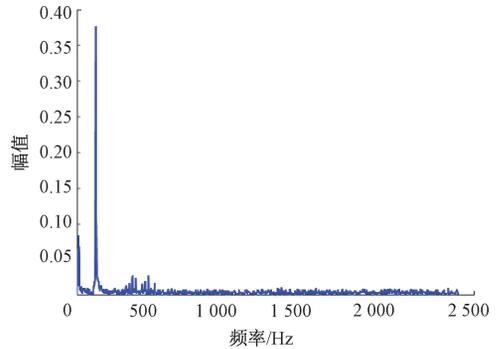


图 3 仿真信号频谱图

Fig. 3 The spectrum diagram of the simulation signal

由图 2 和 3 可以清晰看出,仿真信号为非线性、不规则信号,幅值较小。仿真信号频率由不同的频率分量组成,主要集中在中低频 500 Hz 以内,噪声分布于各频段。

为验证参数优化 VMD 方法的有效性,将传统 VMD 分解方法与参数优化 VMD 分解方法对比,传统 VMD 分解方法将分解层数 k 设置为 4,惩罚因子设置为默认值 2 000,图 4 和 5 分别为传统 VMD 方法对仿真信号分解结果和频谱图。

由图 4 的分析可以看出,传统 VMD 分解方法可以把仿真信号分解成 3 个 IMF 加一个余项的形式。从图 5 仿真信号的频谱图显示出,IMF1 和 IMF2 之间出现信号欠分解现象。

而本文所提出的参数优化 VMD 分解方法能将仿真信号分为 6 个子分量,即 5 个 IMF 加一个余项的形式。图 6 和 7 分别为参数优化 VMD 方法对仿真信号的分解结果及其频谱图。

与传统的 VMD 分解方法相比,本文所提出的参数优化 VMD 分解方法成功地将信号的中低频成分分解出来,克服了传统 VMD 方法分解信号出现的欠分解现象,分解

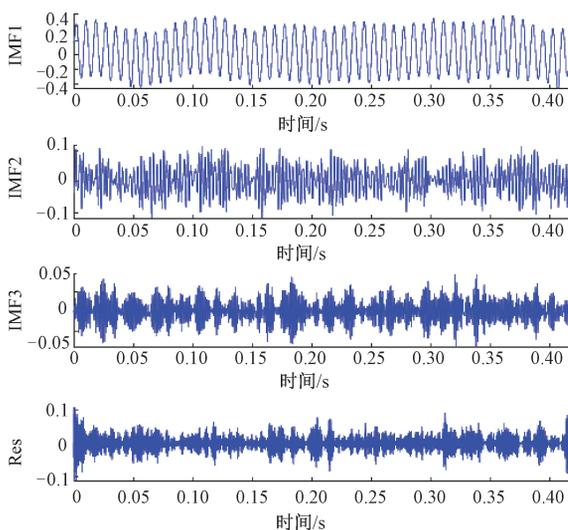


图 4 传统 VMD 方法对仿真信号分解结果

Fig. 4 The decomposition result of simulation signal by the traditional VMD method

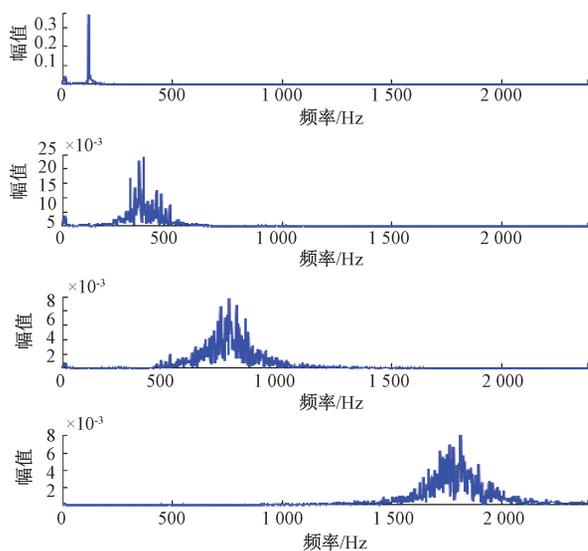


图 5 传统 VMD 方法对仿真信号分解的频谱图

Fig. 5 Spectrum diagram of simulation signal decomposition by the traditional VMD method

效果较好。对分解的各分量计算加权裕度值,计算结果如表 1 所示。

表 1 各分量加权裕度值

Table 1 weighted margin value of each component

本征模态	加权裕度
IMF1	1.27
IMF2	1.78
IMF3	0.77
IMF4	0.71
IMF5	0.53
IMF6	0.60

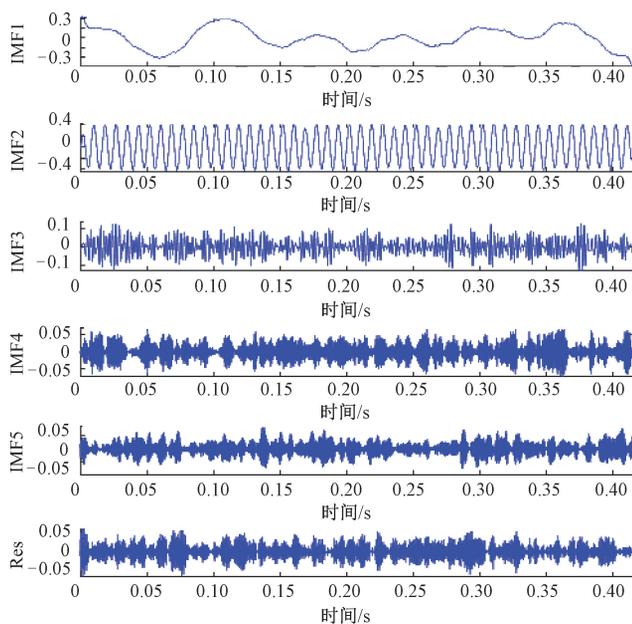


图 6 参数优化 VMD 方法对仿真信号分解结果

Fig. 6 The decomposition results of simulation signal by the parameter optimization VMD method

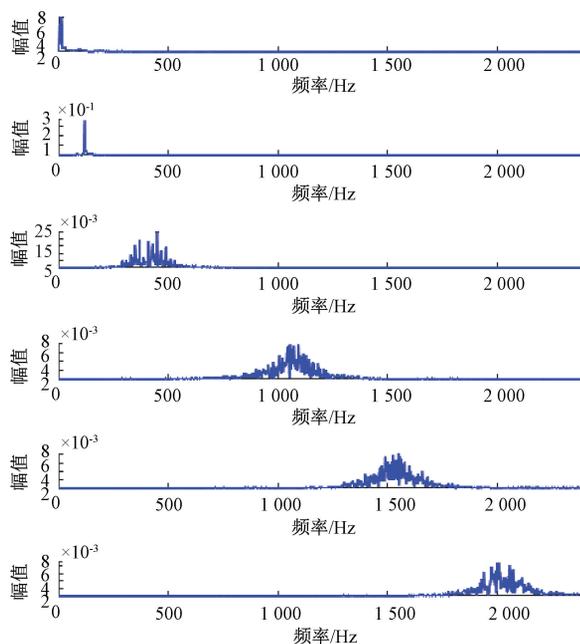


图 7 参数优化 VMD 方法对仿真信号分解的频谱图

Fig. 7 Spectrum diagram of simulation signal decomposition by the parameter optimization VMD method

通过计算各 IMF 的加权裕度值,将仿真信号分为有效信号分量和需进一步分解的含噪分量,基于小波软阈值对含噪分量进一步降噪。最后,将有效信号分量与小波软阈值降噪后的分量重构得到最终降噪后的仿真信号。将本文所提降噪结果展示从上到下依次为仿真信号

降噪前后对比图、仿真信降噪前后局部放大图以及仿真信号降噪后频谱图,如图 8~10 所示。

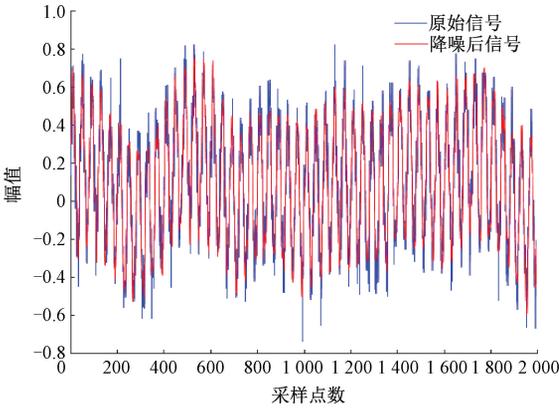


图 8 仿真信号降噪前后对比

Fig. 8 Before and after denoising comparison of simulation signal

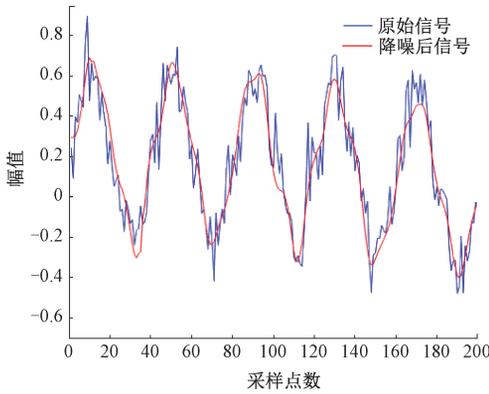


图 9 仿真信号降噪前后局部放大图

Fig. 9 Local magnification of simulation signal before and after denoising

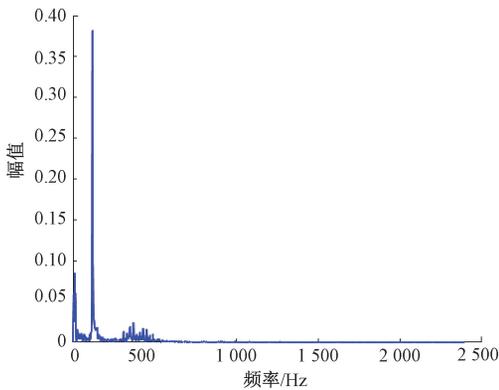


图 10 仿真信号降噪后频谱图

Fig. 10 Spectrum diagram of simulated signal after denoising

由图 8~10 的分析可以看出,对仿真信号降噪过程中,最大限度保留了原始仿真信号的有用信息,噪声分量

得到滤除,降噪后的信号较平滑。

用 VMD-皮尔逊相关系数和 CEEMDAN-小波默认阈值降噪方法分别对仿真信号降噪并与本文所提方法对比,降噪效果如表 2 所示。

表 2 3 种方法降噪结果

Table 2 Denoising results of three methods

方法	SNR/dB	RMSE
VMD-皮尔逊相关系数	23.772 3	0.103 2
CEEMDAN-小波默认阈值	22.043 0	0.112 5
本文所提方法	27.524 7	0.085 5

由表 2 可以看出,本文所提降噪方法的信噪比为 27.524 7 dB,均方根误差为 0.085 5,较其他方法信噪比较高,均方根误差较小,突出了仿真信号中的有用分量,取得了较好的降噪效果。

4 矿用永磁直驱电机异响声信号降噪分析

4.1 矿用永磁直驱电机异响声音信号采集

为验证本文所述方法对实测信号降噪的可行性与准确性,在山东能源巴彥高勒煤矿,通过试验采集了矿用永磁直驱电机异响声音信号,试验数据采集现场,如图 11 所示。本台矿用永磁直驱电机额定功率为 132 kW,额定电压为 1 140 V,额定转速为 75 r/min。使用手机作为录音工具,采样频率 48 kHz,采样点数达 3 000 000,考虑信号的周期性,本文随机选取 20 000 个采样点对现场积累的矿用大扭矩永磁直驱电机异响声信号进行研究。



图 11 试验数据采集现场

Fig. 11 The collection site of test data

由图 11 可以看出,煤矿现场工况较复杂,存在各种噪声源,因此,在采集电机异响声音信号的过程中不可避免地受到其他无关信号的干扰。采集的矿用永磁直驱电机异响声信号波形图及其频谱图,如图 12 和 13 所示。

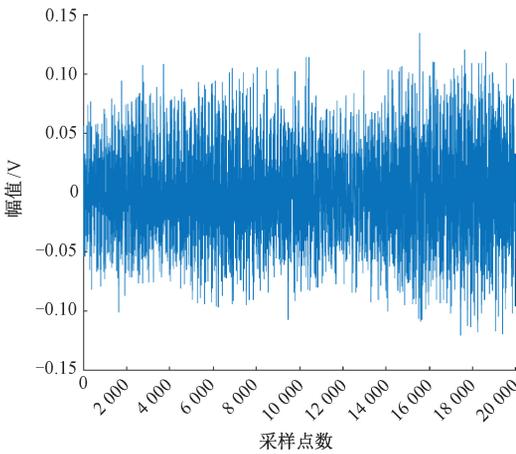


图 12 矿用永磁直驱电机异响信号

Fig. 12 Abnormal sound signal of direct-driven permanent magnet motor in coal mine

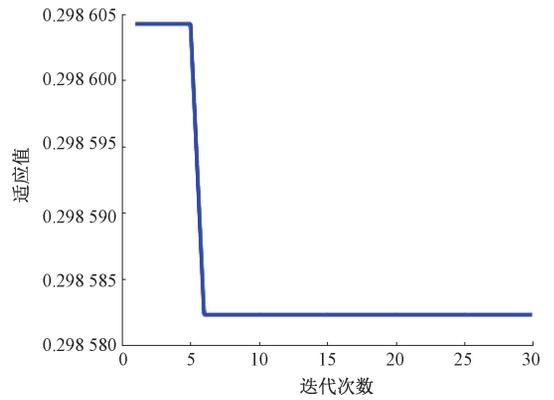


图 14 参数优化迭代图

Fig. 14 The iteration diagram of parameter optimization

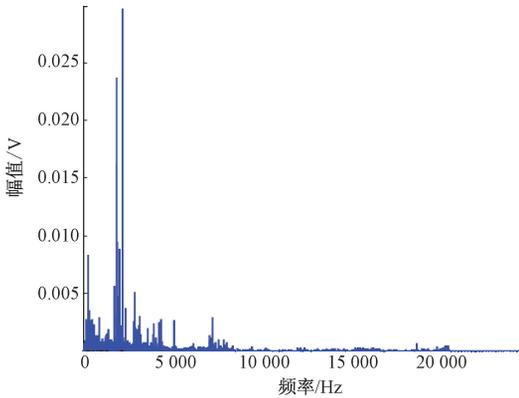


图 13 矿用永磁直驱电机异响信号频谱图

Fig. 13 The spectrum of abnormal sound signal for the direct-driven permanent magnet motor in coal mine

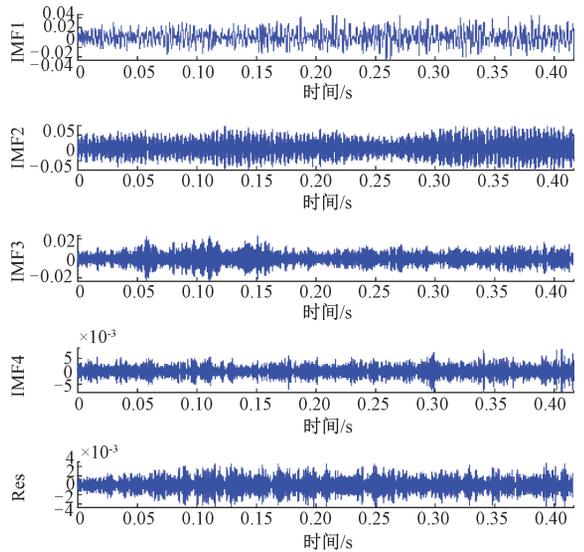


图 15 参数优化分解结果

Fig. 15 Decomposition results of parameter optimization

由图 12~13 分析可得,矿用永磁直驱电机异响声音信号的幅值较小,最大值为 0.13 V,存在较多毛刺现象。信号的频率成分较复杂,由不同频率分量相互耦合而成,其主频在 5 000 Hz 以内,而噪声分布于信号各频段,有用信号易受噪声频率干扰。

4.2 矿用永磁直驱电机异响声音信号降噪

用本文所提的方法对矿用永磁直驱电机异响声音信号进行参数优化 VMD 分解,其参数优化分解结果展示从上到下依次为参数优化迭代图、参数优化分解结果以及各 IMF 频谱图,如图 14~16 所示。

由图 14~16 分析可知,对矿用永磁直驱电机异响声音信号进行参数优化 VMD 分解,PSO 在第 6 次迭代时就寻到了最优参数组合。即 $k=5$, $\alpha=1\ 999$,进一步对各 IMF 处理得到降噪后的矿用永磁直驱电机异响声音信号,如图 17~19 所示。

从图 17~19 的对比分析可以看出,降噪后矿用永磁直驱电机异响声音信号毛刺减少,信号较平滑,从频谱图上可以看出矿用永磁直驱电机异响声音信号的噪声成分得到有效去除,突出了信号的主要分量。将本文所述方法与其他方法对比,其降噪结果在表 3 中展示。

表 3 3 种方法降噪结果

Table 3 Denoising results of three methods

降噪方法	降噪前 SNR/dB	降噪后 SNR/dB	RMSE
VMD-皮尔逊相关系数	19.220 4	27.647 2	0.009 5
CEEMDAN-小波默认阈值	19.220 4	22.788 1	0.012 2
本文所提方法	19.220 4	34.715 3	0.006 7

从表 3 的对比分析可以看出,信号本身信噪比为 19.220 4 dB,通过不同的降噪方法,矿用永磁直驱电机异响声音信号的信噪比均有所提升。本文所提的降噪方法

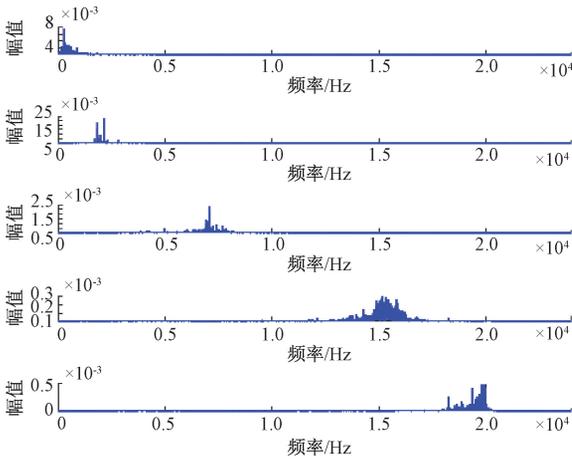


图 16 各 IMF 频谱图

Fig. 16 Spectrum of each IMF

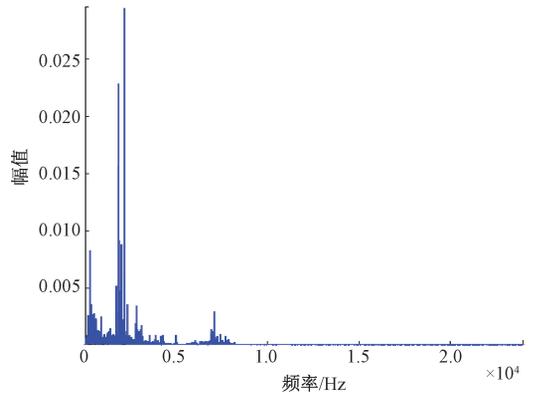


图 19 矿用永磁直驱电机异响声信号降噪后频谱图

Fig. 19 Spectrum diagram after denoising of abnormal sound signal for direct-driven permanent magnet motor in coal mine

较其他方法而言,信噪比相对较高,均方根误差较小,降噪效果较好。

限于篇幅,本文仅展示随机一组数据的信号降噪效果,其余几组信号用本文方法降噪的信噪比和均方根误差,如表 4、5 所示。

表 4 不同方法的信噪比

Table 4 SNR of different methods

序号	VMD-皮尔逊 相关系数	CEEMDAN- 小波默认阈值	本文所提方法
1	36.927 7	22.608 0	46.558 0
2	18.511 3	25.449 7	52.029 3
3	28.509 7	29.936 8	49.701 0
4	23.032 9	26.481 1	45.418 4

表 5 不同方法的均方根误差

Table 5 RMSE of different methods

序号	VMD-皮尔逊 相关系数	CEEMDAN- 小波默认阈值	本文所提方法
1	0.007 2	0.014 8	0.004 5
2	0.018 0	0.012 7	0.003 4
3	0.009 6	0.009 0	0.003 3
4	0.014 2	0.011 9	0.003 6

通过综合分析表 4 与 5 可知,本文方法在降噪性能指标上具有显著的技术优势,降噪效果较好。

5 结 论

针对矿用永磁直驱电机异响声信号在采集过程中存在噪声干扰,有用信号被噪声淹没导致信号特征提取困难的问题,本文提出了融合改进 VMD 与小波软阈值的降噪方法,通过对仿真信号与现场积累的实测信号的降噪

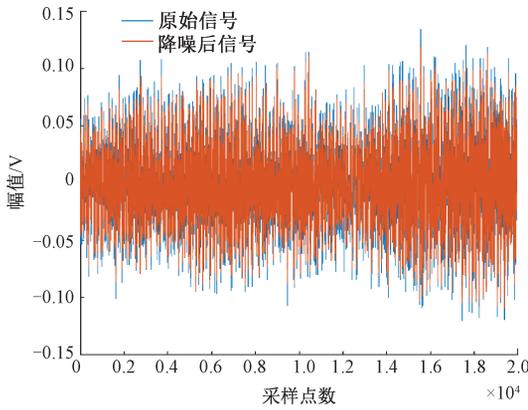


图 17 矿用永磁直驱电机异响声信号降噪前后对比

Fig. 17 Comparison diagram of abnormal sound signal before and after denoising for direct-driven permanent magnet motor in coal mine

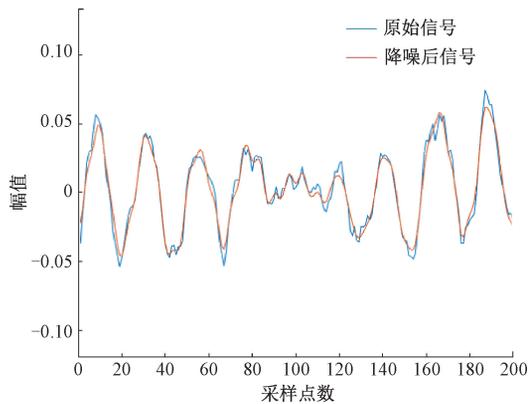


图 18 矿用永磁直驱电机异响声信号降噪前后局部放大图

Fig. 18 Local enlarged diagram before and after denoising for direct-driven permanent magnet motor in coal mine

效果分析,验证了该算法对矿用永磁直驱电机异响声音信号降噪效果较好。

对仿真信号进行参数优化 VMD 分解,本文所提目标函数能克服信号模态混叠及欠分解现象,信号分解效果较好。本文所提降噪方法在降噪性能方面与其他方法相比,有较好降噪效果,能够保留信号有效频率成分,并去除大部分噪声分量。

将本文所提方法用于实测矿用永磁直驱电机异响声音信号降噪并与 VMD-皮尔逊相关系数及 CEEMDAN-小波默认阈值降噪方法对比,通过综合分析不同方法的信噪比和均方根误差可知,本文方法可有效降低实测矿用永磁直驱电机异响声音信号中的噪声成分,降噪效果较好,为矿用永磁直驱电机异响声音信号的特征提取提供了一种有效的优化方案。

参考文献

[1] 王雷,朱玉芹,刘昊. 煤矿全永磁电机系统驱动传动关键技术 [J]. 煤矿安全, 2020, 51(10): 173-181.
WANG L, ZHU Y Q, LIU H. Key technologies of drive and transmission of full permanent magnet motor system in coal mine [J]. Safety in Coal Mine, 2020, 51(10): 173-181.

[2] 张欣,何家俊,吴超. 永磁同步电机电磁振动噪声抑制方法综述 [J]. 微特电机, 2019, 47(7): 72-76.
ZHANG X, HE J J, WU CH. Review on noise suppression methods of permanent magnet synchronous motor electromagnetic vibration [J]. Micro Special Motor, 2019, 47(7): 72-76.

[3] 龚静. 可调阈值函数和能量阈值优化的电能质量扰动小波去噪方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 137-145.
GONG J. Power quality disturbance wavelet denoising method with adjustable threshold function and energy threshold optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(5): 137-145.

[4] 郭翠云. 提升 EEMD 降噪方法及制冷机轴承故障诊断应用研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 9-15.
GUO C Y. Application research on lifting EEMD noise reduction method and bearing fault diagnosis of refrigerator [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5): 9-15.

[5] DAYONG N, HONGYU S, AOYU X, et al. Adaptive noise reduction method of synchronous hydraulic motor acoustic signal based on improved dislocation superposition method [J]. IEEE Access, 2020, 8: 37161-37172.

[6] 邓婕,李舜酩,丁瑞,等. 基于小波阈值降噪的轴承振动信号虚假模态剔除研究 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(9): 103-108.
DENG J, LI SH M, DING R, et al. Study on false mode elimination of bearing vibration signals based on wavelet threshold denoising [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(9): 103-108.

[7] LINGWEI Z, ZHENG DONG Z, YUNFEI X, et al. Classification of imagined speech EEG signals with DWT and SVM [J]. Instrumentation, 2022, 9(2): 56-63.

[8] 路照妮,朱希安. 机械传动电机轴承故障信号诊断仿真研究 [J]. 自动化仪表, 2019, 40(9): 46-51.
LU ZH N, ZHU X AN. Simulation research on bearing fault signal diagnosis of mechanical transmission motor [J]. Automatic Instrumentation, 2019, 40(9): 46-51.

[9] 丁石川,厉雪衣,杭俊,等. 深度学习理论及其在电机故障诊断中的研究现状与展望 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8): 172-187.
DING SH CH, LI X Y, HANG J, et al. Deep learning theory and its research status and prospect in motor fault diagnosis [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(8): 172-187.

[10] 王冉,后麒麟,石如玉,等. 基于变分模态分解与集成深度模型的锂电池剩余寿命预测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 111-120.
WANG R, HOU Q L, SHI R Y, et al. Prediction method of residual life of lithium battery based on variational mode decomposition and integration depth model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 111-120.

[11] FU W, WANG K, LI C, et al. Vibration trend measurement for a hydropower generator based on optimal variational mode decomposition and an LSSVM improved with chaotic sine cosine algorithm optimization [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(1): 12-15.

[12] 李宏,李定文,朱海琦,等. 一种优化的 VMD 算法及其在语音信号去噪中的应用 [J]. 吉林大学学报(理学版), 2021, 59(5): 1219-1227.
LI H, LI D W, ZHU H Q, et al. An optimized VMD algorithm and its application in speech signal denoising [J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2021, 59(5): 1219-1227.

[13] 刘冲,马立修,潘金凤,等. 联合 VMD 与改进小波阈值的局放信号去噪 [J]. 现代电子技术, 2021, 44(21): 45-50.
LIU CH, MA L X, PAN J F, et al. Local signal denoising

- based on VMD and improved wavelet threshold [J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(21): 45-50.
- [14] 程焕新, 黄震. 基于改进 PSO 优化 RNN 的短期电力负荷预测模型 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(20): 94-98.
CHENG H X, HUANG ZH. Short-term power load prediction model based on improved PSO optimization RNN [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(20): 94-98.
- [15] 陈义, 郭香蓉, 王世峰. 改进粒子群优化的多类 LS-SVM 电机故障识别算法 [J]. 软件导刊, 2021, 20(4): 81-84.
CHEN Y, GUO X R, WANG SH F. Multi-class LS-SVM motor fault recognition algorithm based on improved particle swarm optimization [J]. Software Guide, 2021, 20(4): 81-84.
- [16] ALMOUNAJJED A, SAHOO A K, KUMAR M K. Condition monitoring and fault detection of induction motor based on wavelet denoising with ensemble learning [J]. Electrical Engineering, 2022:1-19.
- [17] 孟乾泰, 张玉登, 王玉磊, 等. 基于小波阈值去噪的煤粉静电信号参数的研究 [J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(5): 138-142.
MENG Q T, ZHANG Y D, WANG Y L, et al. Research on electrostatic signal parameters of pulverized coal based on wavelet threshold denoising [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(5): 138-142.
- [18] 王盟, 余粟, 冯益林. 改进小波阈值对热泵电机振动信号的去噪研究 [J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(4): 17-21.
WANG M, YU S, FENG Y L. Research on vibration signal denoising of heat pump motor with improved wavelet threshold [J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10(4): 17-21.
- [19] 王之海, 伍星, 柳小勤. 基于二次相关加权阈值的滚动轴承声发射信号小波包降噪算法研究 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(21): 175-178.
WANG ZH H, WU X, LIU X Q. Wavelet packet denoising algorithm for acoustic emission signal of rolling bearing based on quadratic correlation weighted threshold [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(21): 175-178.
- [20] 刘俊, 姚予木, 李培楠, 等. 激光测高卫星全波形回波数据的参数优化小波降噪 [J]. 中国激光, 2021, 48(23): 128-139.
LIU J, YAO Y M, LI P N, et al. Parameter optimization wavelet denoising for full waveform echo data of laser altimeter satellite [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(23): 128-139.
- [21] 邵忍平, 曹精明, 李永龙. 基于 EMD 小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(8): 96-101.
SHAO R P, CAO J M, LI Y L. Gear fault pattern recognition and diagnosis based on EMD wavelet threshold denoising and time-frequency analysis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(8): 96-101.
- [22] 宋雷, 游东东, 郑振兴, 等. 基于经验模态分解的 RV 减速器运动参数降噪研究 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(18): 266-272.
SONG L, YOU D D, ZHENG ZH X, et al. Noise reduction of RV reducer motion parameters based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(18): 266-272.
- [23] ZHANG G, XU B, ZHANG K, et al. Research on a noise reduction method based on multi-resolution singular value decomposition [J]. Applied Sciences, 2020, 10(4):1-17.

作者简介



马红荣, 2020 年于山东交通学院获得学士学位, 现为山东科技大学硕士研究生, 主要研究方向为自动检测与诊断技术。

E-mail: 1349515785@qq.com

Ma Hongrong received her B. Sc. degree from Shandong Jiaotong University in 2020.

Now she is a M. Sc. candidate in Shandong University of Science and Technology. Her research interests include automatic detection and diagnosis technology.



牟宗磊 (通信作者), 2018 年于北京理工大学获得博士学位, 现为山东科技大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信号采集及信号处理技术、状态监测与故障诊断技术、重力精密测量技术等。

E-mail: mzl@sdust.edu.cn

Mou Zonglei (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Beijing Institute of Technology in 2018. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Shandong University of Science and Technology. His main research interests include signal acquisition and signal processing technology, condition monitoring and fault diagnosis technology, and gravity precision measurement technology, etc.