

# 基于 EEMD-DWT 方法的冷轧机架振动信号联合降噪研究

康家林<sup>1,2</sup>, 徐江莉<sup>1</sup>, 姚传安<sup>2</sup>

(1. 郑州城市职业学院 电子信息工程学院, 河南 郑州 452370; 2. 河南农业大学 机电学院, 河南 郑州 450002)

**摘要:** 为了提高冷轧机的故障诊断能力, 综合运用集合经验模态分解 (EEMD) 算法和小波阈值变换 (DWT) 的降噪技术, 设计了一种 EEMD-DWT 联合降噪技术, 确保在去除噪声的前提下充分保留有用特征。采用 EEMD-DWT 模式去噪时获得了光滑的曲线信号, 表现出优异的去噪效果。应用信号结果表明: 以 EEMD-DWT 去噪时包含明显的冲击特征, 有效地减小了位于幅值接近零区域的噪声分量, 确保噪声被充分去除的同时实现原有振动特征的有效保留。单独利用 DWT 或 EEMD 方法去噪时将会引起有效信息大量丢失, 以 EEMD-DWT 联合去噪方法进行处理时能够达到理想的降噪效果, 充分保留信号包含的有用参数。其能够准确识别冷轧机不同的故障程度, 对提高同类机械传动设备的故障诊断水平具有很好的理论支撑意义。

**关键词:** 冷轧机; 振动信号; 联合降噪; 重构; 故障诊断

**DOI:** 10.13330/j.issn.1000-3940.2023.07.021

**中图分类号:** TH206

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-3940 (2023) 07-0156-07

## Joint noise reduction research on vibration signal for cold rolling mill frame based on EEMD-DWT method

Kang Jialin<sup>1,2</sup>, Xu Jiangli<sup>1</sup>, Yao Chuan'an<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Information Engineering, Zhengzhou City Vocational College, Zhengzhou 452370, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Agricultural University, Zhengzhou 450002, China)

**Abstract:** In order to improve the fault diagnosis ability of cold rolling mill, comprehensively using the noise reduction technology of Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) algorithm and Discrete Wavelet Transformation (DWT), a joint noise reduction technology by EEMD-DWT was designed, and it was ensured that the useful features were fully preserved under the premise of removing noise. Then, the smooth curve signal was obtained by using EEMD-DWT mode for denoising, which showed excellent denoising effect. The application signal results show that when denoising with EEMD-DWT, it includes obvious impact characteristics, which effectively reduces the noise component in the region where the amplitude is near zero, and ensures that the original vibration characteristics are effectively reserved when the noise is fully removed. When DWT or EEMD method is used alone for denoising, a large amount of effective information is lost. When the EEMD-DWT joint noise reduction method is used for processing, the ideal noise reduction effect is achieved, and the useful parameters contained in the signal are fully preserved. Thus, this research can accurately identify different fault degrees of cold rolling mill, which has good theoretical support significance for improving the fault diagnosis level of similar mechanical transmission equipment.

**Key words:** cold rolling mill; vibration signal; joint noise reduction; refactoring; fault diagnosis

目前, 冷轧机通常被用于各类板材的轧制过程, 在冶金生产与机械设备制造等领域发挥了重要作用, 该设备的运行稳定性对保证轧制的安全性具有关键影响, 如何精确测定此设备的负荷状态成为许多学者的一项重点研究内容<sup>[1]</sup>。由于冷轧机的实际使用

过程面临着复杂的工况条件, 因此在轧制阶段不能保证对冷轧机的负荷达到精确识别<sup>[2-3]</sup>。由于冷轧机机架中存在大量噪声, 导致振动信号处理过程存在较大程度的干扰, 导致轧制系统各部位会形成不同类型的噪声, 上述因素极大增加了冷轧机负荷的提取难度<sup>[4-5]</sup>。

随着近些年越来越多的学者针对机器学习方法开展深入研究, 机器学习方法在轴承故障检测分析方面的应用获得了快速推广<sup>[5-7]</sup>。根据传统方法进行滚动轴承故障检测时, 需先利用复杂信息处理方

收稿日期: 2022-11-12; 修订日期: 2023-02-15

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目 (21B460003)

作者简介: 康家林 (1988-), 男, 硕士, 讲师

E-mail: xjl6323@163.com

式来提取、获得信号中的关键特征,再通过机器学习方法对上述特征实施分类,由此实现机械运行状态的准确检测,因此,需具备一定的数学应用能力以及进行机械故障诊断所需的知识。相对于传统方法,采用经验模态分解算法进行处理时可以实现信号的精确分离,同时获得可靠的数学理论支撑<sup>[4]</sup>。经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法对信号的分解性能受到参数惩罚因子与模态分量数量的综合作用。由于集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 过程存在明显的模态混叠的问题,因此有学者针对以上情况开发了一种优化 EEMD 算法来处理上述问题<sup>[6]</sup>,可以通过上述优化算法对多种复杂信号进行分解计算得到本征模态分量 (Intrinsic Mode Function, IMF), 各 IMF 分量中包含了特定频率的分量。樊家伟等<sup>[7]</sup>通过 LSTM 神经网络实现故障噪声去除效果,在实际信号去噪方面达到了理想的效果,获得了比常规去噪算法更大的信噪比。徐晋宏等<sup>[8]</sup>对通过 CEEMDAN 样本熵与 PNN 对信号进行去噪分解后再筛选出有用的 IMF 分量,发现算法提取特征参数具备较大优势。

进行去噪时能够达到信号的多尺度分析效果,可以通过小波阈值变换 (Discrete Wavelet Transformation, DWT) 方法完成去噪过程,从中选择低阈值小波系数作为噪声信号来去除<sup>[9]</sup>。经过 DWT 去噪后可以对随机噪声起到良好的抑制效果<sup>[10]</sup>,但未深入探讨在低阈值系数下会形成许多低能量的有用信号,从而导致去噪处理时将会去除其中部分低能量信号的情况。文献 [11] 设计了一种可以进行参数设置的改进阈值函数,在信号分析方面获得了理想效果,但需要进行最优参数的选择。文献 [12] 构建得到了优化阈值函数,能够有效克服固定阈值缺乏灵活性的问题,但面临着适应性偏差的问题。

以上述方法进行处理时达到了理想效果,但考虑到轧制过程会产生非线性不稳定的振动情况,此时采用普通信号进行处理并不能达到准确判断冷轧机振动信号的效果<sup>[13]</sup>。本研究同时采用 EEMD 和 DWT 算法实现信号的去噪,开发了一种以 EEMD-DWT 完成联合去噪的新方法,构建合适的准则分析 IMF 分量包含的噪声成分,再去除其中存在的大量噪声分量。采用以上述方法实施去噪时,仅能去除高频 IMF 分量,无法去除各信号内存在的新噪声。

## 1 EEMD-DWT 降噪

采用  $E_k()$  表示 EEMD 中第  $k$  阶模态函数 ( $k =$

1, 2, 3, ...,  $K$ , 其中  $K$  为总的模态函数阶数), 再将 EEMD-DWT 中在  $t$  时刻的第  $k$  阶余量信号表示为  $r_k(t)$ 。运用 EEMD-DWT 完成信号去噪的流程如图 1 所示。

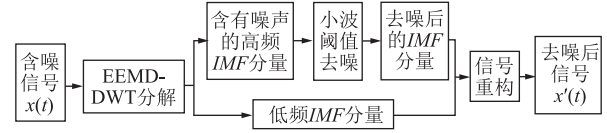


图 1 EEMD-DWT 降噪方法流程图

Fig. 1 Flow chart diagram of EEMD-DWT noise reduction method

构建下述算法流程。

(1) 对含噪信号  $x(t)$  进行  $i$  次测试 ( $i = 1, 2, 3, \dots, I$ , 其中  $I$  为总的测试次数), 利用 EEMD 将测试数据的平均值确定为第 1 阶本征模态分量  $\overline{IMF}_1(t)$ 。

$$\overline{IMF}_1(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_1^i(t) \quad (1)$$

式中:  $IMF_1^i(t)$  为第  $i$  次测试得到的第 1 阶本征模态分量。

(2) 计算第 1 阶 ( $k=1$ ) 余量信号  $r_1(t)$ :

$$r_1(t) = x(t) - \overline{IMF}_1(t) \quad (2)$$

(3) 对第  $i$  次测试的余量信号  $r_i(t)$  实施分解, 同时对第 2 阶模态分量进行计算。

$$\overline{IMF}_2(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_i(t)) + \varepsilon_1 E_1(v(t)) \quad (3)$$

式中:  $v(t)$  为高斯白噪声;  $\varepsilon_1$  为第 1 阶模态的标准差。

(4) 其余各阶段则根据步骤 3、以相同方式开展计算, 由此得到第  $k$  个和  $(k+1)$  阶本征模态分量<sup>[14]</sup>。

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - \overline{IMF}_k(t) \quad (4)$$

$$\overline{IMF}_{k+1}(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_k(r_i(t)) + \varepsilon_k E_k(v(t)) \quad (5)$$

式中:  $\varepsilon_k$  为第  $k$  阶模态的标准差。

(5) 根据第 4 步过程开展计算, 直至余量信号达到完全分解的程度, 由此完成所有算法的处理, 得到最终分解结果。由此获得  $k$  阶模态函数, 对含噪信号  $x(t)$  分解, 可得:

$$x(t) = \sum_{k=1}^K \overline{IMF}_k(t) + U(t) \quad (6)$$

式中:  $U(t)$  为信号增量。

(6) 采用连续均方误差作为包含高比例噪声的 IMF 分量判断指标。建立下述连续均方误差计算式:

$$\sigma_{\text{CMSE}}(r_k, r_{k+1}) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I [r_i(t) - r_{i+1}(t)]^2 \quad (7)$$

式中:  $\sigma_{\text{CMSE}}$  为连续均方误差。

对信号分解后得到高频和低频 *IMF* 分量的分界参数  $d$  表达式为:

$$d = \arg \min_{1 \leq i \leq l} [\sigma_{\text{CMSE}}(r_i, r_{i+1})] \quad (8)$$

(7) 构建小波函数并设置合适的分解尺度, 再通过小波分解形式去除高噪声比例的高频 *IMF* 分量, 根据以上过程计算得到小波系数。

(8) 设置阈值函数后再对分解得到的小波系数确定阈值参数。建立下述硬阈值  $\bar{d}_{\text{KR}}$  和软阈值  $\bar{d}_{\text{KY}}$  函数表达式:

$$\bar{d}_{\text{KY}} = \begin{cases} d_k, & |d_k| > \lambda \\ 0, & |d_k| \leq \lambda \end{cases} \quad (9)$$

$$\bar{d}_{\text{KR}} = \begin{cases} \text{sgn}(d_k)(|d_k| - \lambda), & |d_k| > \lambda \\ 0, & |d_k| \leq \lambda \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $d_k$  为处理前的小波系数;  $\lambda$  为阈值。

(9) 利用小波系数完成重构, 由此得到完成去噪的高频 *IMF* 分量。

(10) 对 *IMF* 分量重构, 获得完成联合去噪的信号。

## 2 仿真信号分析

为了验证 EEMD-DWT 联合去噪性能, 同时判断是否符合一般性条件, 设置了相应的仿真信号来实现去噪功能<sup>[15]</sup>。建立下述仿真信号算法:

$$\begin{aligned} x(t) &= x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + s(t) \\ x_1(t) &= 25\sin(0.25\pi \times 35t) \\ x_2(t) &= \sin(2\pi \times 35t) \times [0.68 + 2.5 \times \\ &\quad \sin(0.25\pi \times 35t)] \\ x_3(t) &= 30e^{-12t} \times \sin(160\pi t) \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $x_1(t)$  为信号的振动成分;  $x_2(t)$  为信号的冲击成分;  $x_3(t)$  为信号的谐波成分;  $t$  为时刻, 取值区间为  $[0, 5]$ , 间隔大小为 0.001 s;  $s(t)$  为信噪比为 10 dB 的高斯白噪声。

仿真信号波形如图 2 所示。采用 EEMD-DWT 算法分解仿真信号得到 *IMF* 分量, 再对各 *IMF* 分量进行均方误差统计, 由此得到去噪高频 *IMF* 分量。

对比了 EEMD、DWT 以及 EEMD-DWT 联合去噪算法对仿真信号的去噪效果。以 DWT 去噪时, 设置以下小波参数: 分解层数为 5, 采用 dB6 小波基函数并设置硬阈值参数。综合考虑信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 作为去噪评价指标来评判算法性能, 分别以不同方法进行去噪效果对比。不同方法的去

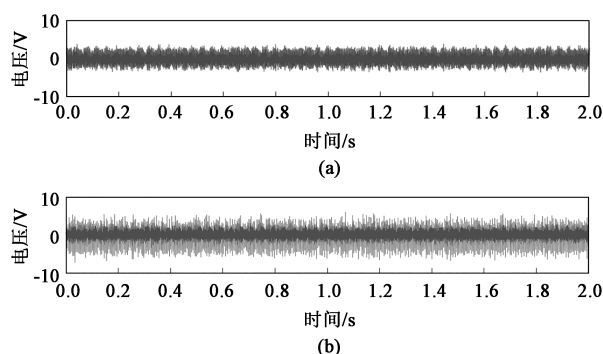


图 2 仿真信号波形图

(a) 原始信号 (b) 含噪声原始信号

Fig. 2 Waveforms of simulation signal

(a) Original signal (b) Original signal with noise

噪过程波形如图 3 所示, 去噪处理结果如表 1 所示。

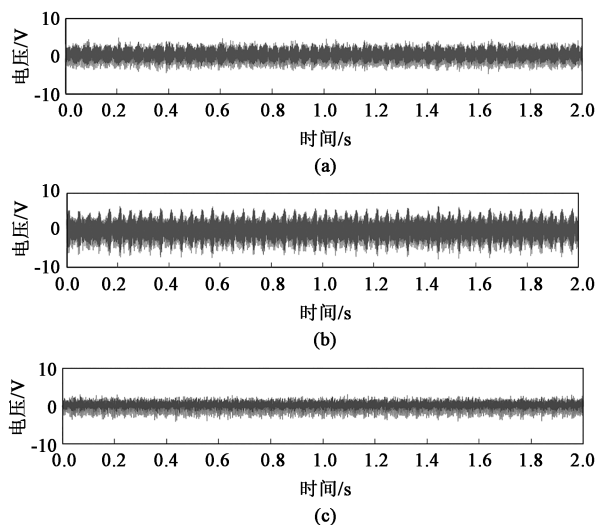


图 3 不同方法降噪后的仿真信号波形

(a) DWT (b) EEMD (c) EEMD-DWT

Fig. 3 Simulation signal waveforms after noise reduction by different methods

表 1 不同降噪方法的降噪结果

Table 1 Noise reduction results of different noise reduction methods

方法	DWT	EEMD	EEMD-DWT
信噪比 SNR/dB	13.0738	12.4486	15.7471
均方根误差 RMSE	3.9204	4.1570	2.9093

根据图 3a 所示 DWT 去噪曲线与图 2 所示仿真信号波形的对比情况可知, DWT 去噪能够去除信号中主要的噪声成分, 但未将毛刺充分去除, 由此可以推断去噪期间已经丢失了部分特征参数。

将图 3b 所示的 EEMD 去噪波形曲线与图 2 所示的仿真信号对比发现, 采用 EEMD-DWT 模式去噪时





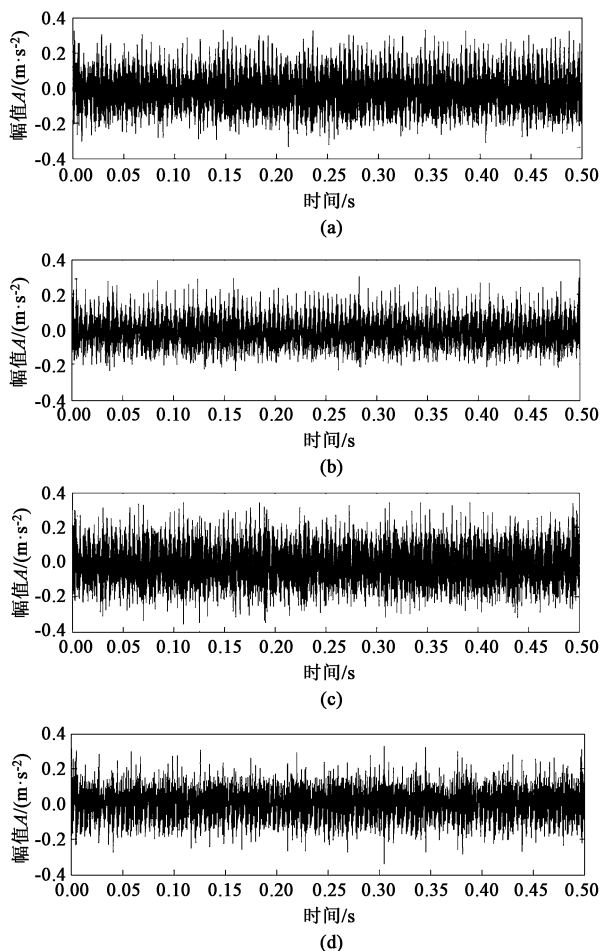


图 5 正常负荷状态下的振动信号经不同降噪方法降噪后的波形

(a) 原始信号 (b) DWT (c) EEMD (d) EEMD-DWT

Fig. 5 Waveforms of vibration signal under normal load state after noise reduction by different noise reduction methods

(a) Original signal (b) DWT (c) EEMD (d) EEMD-DWT

对 EEMD-DWT 方法进行冷轧机机架振动数据去噪的性能进行验证, 本次测试共设定 3 种负荷条件并对其中 10 组冷轧机机架振动信号实施去噪处理, 之后再与 EEMD、DWT 去噪方法实施对比, 控制信号时间为 10 s。去噪后形成的机架振动信号  $SNR$  以及  $RMSE$  结果如图 6 所示。

对图 6 中的去噪结果进行分析可知, 保持相同去噪条件时, 设置同样负荷状态的振动信号时可以获得基本接近的去噪效果, 而在不同负荷状态下对信号进行去噪时则获得了不同的评价指标。保持冷轧机运行过程中负荷恒定的状态时, 发现各去噪方法也存在明显区别, 采用 EEMD-DWT 方法进行联合去噪处理时形成最大的  $SNR$  和最低的  $RMSE$ ; 经过 EEMD 去噪后则达到最小的  $SNR$  和最大的  $RMSE$ ; 采用 DWT 方法去噪时形成了和其余两种方法接近

的  $SNR$ 、 $RMSE$ 。通过分析  $SNR$ 、 $RMSE$  去噪指标可知, EEMD-DWT 方法表现出了最强的去噪效果, 采用 EEMD 方法单独去噪的情况下呈现最差的效果。通过分析上述结果可以发现, 如果单独利用 DWT 或 EEMD 方法去噪将会引起有效信息大量丢失的情况, 以联合去噪方法进行处理时能够达到理想的降噪效果, 同时也可以充分保留信号包含的有用参数。

本文研究结果表明, EEMD-DWT 联合去噪可以获得比单独去噪方式更理想的去噪效果, 可以推断以 EEMD-DWT 联合去噪时可以实现冷轧机机架振动信号准确去噪能力, 有效适应实际工况的应用需求。

## 4 结论

(1) 仿真信号结果表明, EEMD-DWT 联合去噪后的信号光滑变化, 获得优异的去噪效果。

(2) 以 EEMD-DWT 联合去噪时包含明显的冲击特征的波形特征, 有效地减小位于幅值接近零区域的噪声分量, 能够确保噪声被充分去除的同时实现原有振动特征的有效保留。

(3) 应用分析结果表明, 相比较单独利用 DWT 或 EEMD 去噪, 以联合去噪方法进行处理时能够达到理想的降噪效果, 充分保留信号包含的有用参数。

### 参考文献:

- [1] 胡璇, 李春, 叶柯华, 等. 改进灰狼算法优化支持向量机在风力机冷轧机故障诊断中的应用 [J]. 机械强度, 2021, 43 (6): 1289-1296.  
Hu X, Li C, Ye K H, et al. Application of improved grey wolf algorithm optimized support vector machine in wind turbine gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43 (6): 1289-1296.
- [2] 陶九志, 黄润华, 马卫平. 基于 IHPS/ISPS 滤波和 Hilbert 变换解调的齿轮断齿故障诊断 [J]. 机械强度, 2021, 43 (6): 1303-1308.  
Tao J Z, Huang R H, Ma W P. Fault diagnosis of gear tooth breaking based on IHPS/ISPS filter and hilbert transform demodulation [J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43 (6): 1303-1308.
- [3] 杨春晖, 徐霆. 振动监测技术在风电齿轮箱解体检修中的应用 [J]. 上海电力大学学报, 2021, 37 (S1): 57-60, 63.  
Yang C H, Xu T. Application of vibration monitoring technology in wind turbine gearbox disassembly and maintenance [J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2021, 37 (S1): 57-60, 63.
- [4] 马芸婷, 张超, 王宇晨. PCA-SAE 的齿轮箱故障诊断方法研究 [J]. 机械设计与制造, 2022, (3): 144-147, 152.  
Ma Y T, Zhang C, Wang Y C. Research on PCA-SAE gearbox fault diagnosis method [J]. Machinery Design & Manufacture, 2022, (3): 144-147, 152.

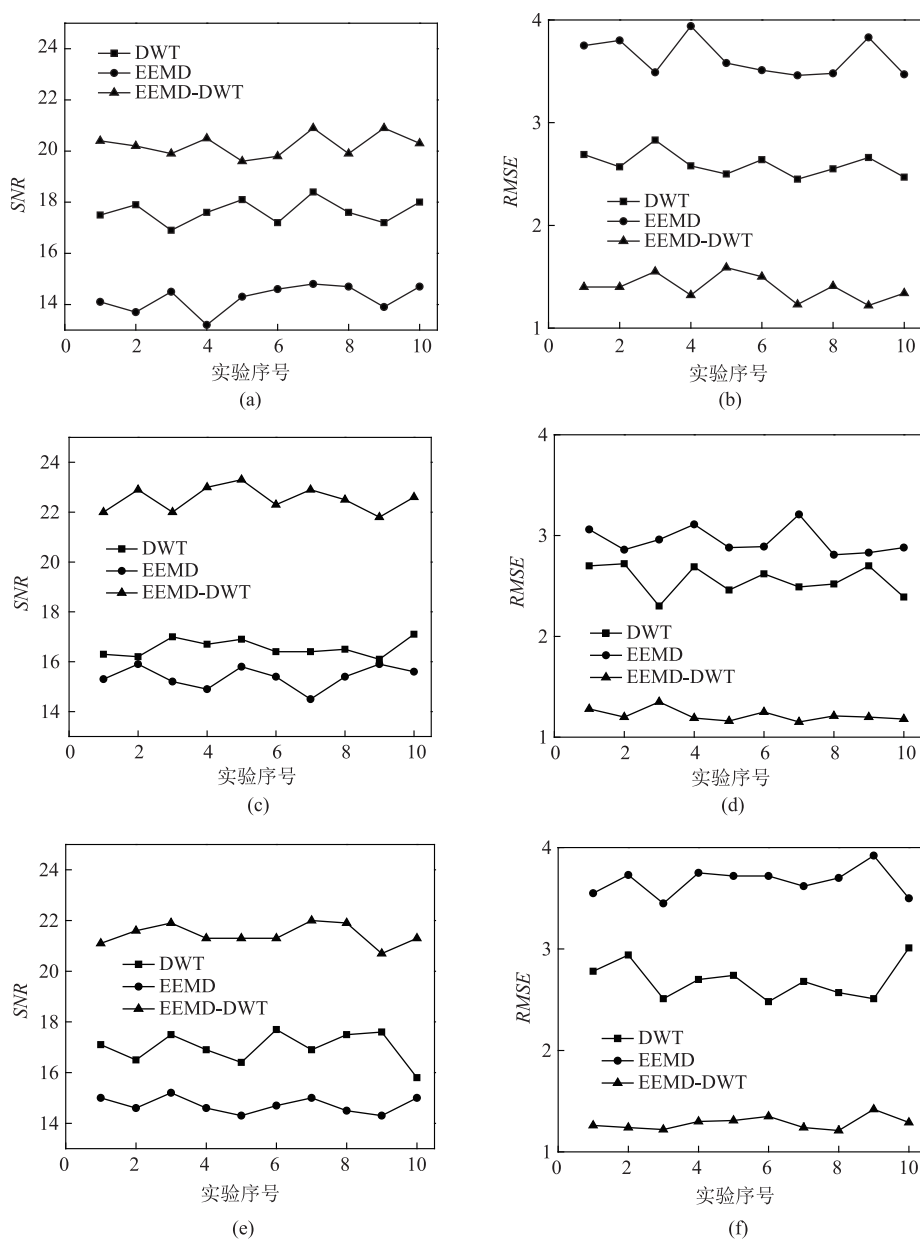


图6 不同负荷状态下3种不同降噪方法的降噪结果

(a) 欠负荷, SNR (b) 欠负荷, RMSE (c) 正常负荷, SNR (d) 正常负荷, RMSE (e) 过负荷, SNR (f) 过负荷, RMSE

Fig. 6 Three kinds of noise reduction results of different noise reduction methods under different load conditions

(a) Underload, SNR (b) Underload, RMSE (c) Normal load, SNR (d) Normal load, RMSE (e) Overload, SNR (f) Overload, RMSE

- [5] 秦辞海, 赵睿智, 王月强, 等. 基于 LSGAN 和 VMD-MPE-KELM 的风机齿轮箱故障诊断 [J]. 机械传动, 2021, 45 (11): 153-160.

Qin C H, Zhao R Z, Wang Y Q, et al. Fault diagnosis of fan gearbox based on LSGAN and VMD-MPE-KELM [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45 (11): 153-160.

- [6] 何雷, 刘溯奇. EMD-AR 谱分析和 SVM 的变速箱故障诊断 [J]. 机械设计与制造, 2021 (11): 56-59, 64.

He L, Liu S Q. Gearbox fault diagnosis based on EMD-AR spectrum analysis and SVM [J]. Machinery Design & Manufacture, 2021 (11): 56-59, 64.

- [7] 樊家伟, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 LSTM 神经网络和故障特征增

强的行星齿轮箱故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2021, 40 (20): 271-277.

Fan J W, Guo Y, Wu X, et al. Fault diagnosis of planetary gearboxes based on LSTM neural network and fault feature enhancement [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40 (20): 271-277.

- [8] 徐晋宏, 魏秀业, 贺妍, 等. 基于 CEEMDAN 样本熵与 PNN 的行星齿轮故障诊断 [J]. 冷轧机与液压, 2021, 49 (20): 179-183.

Xu J H, Wei X Y, He Y, et al. Fault diagnosis of planetary gear based on CEEMDAN sample entropy and PNN [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49 (20): 179-183.

(下接第 183 页)