

文章编号: 1671-251X(2025)02-0131-07

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024120015

基于改进变分模式分解的煤矿通风机 振动信号特征提取

陶珑^{1,2}, 郭燕飞^{1,2}

(1. 太原科技大学 电子信息工程学院, 山西 太原 030024;
2. 先进控制与装备智能化山西省重点实验室, 山西 太原 030024)

摘要: 煤矿通风机振动信号是一种非平稳多分量信号。传统的非平稳信号特征信号提取方法存在自适应性差、对通风机早期故障的微弱特征辨识能力有限等问题, 基于广义变分模式分解的特征提取方法的信号处理速度难以满足通风机振动信号特征快速提取的要求。针对上述问题, 提出了一种基于改进变分模式分解的煤矿通风机振动信号特征快速提取方法。在广义变分模式分解算法的基础上, 采用乘子交替方向法迭代求解, 将约束优化问题转换为无约束优化问题。应用改进变分模式分解算法对信号进行等效分解, 得到匹配目标信号特征的等效滤波器, 通过内积变换原理快速提取通风机振动信号特征分量。仿真和实验结果表明, 改进变分模式分解算法对不同强度的特征分量提取效果均较好, 准确性和抗噪性良好, 处理通风机实测振动信号的耗时为 0.008 165 s, 与广义变分模式分解算法相比, 特征提取速度大幅提升。

关键词: 煤矿通风机; 振动信号; 非平稳信号特征提取; 变分模式分解; 等效滤波器; 内积变换
中图分类号: TD635 文献标志码: A

Feature extraction of coal mine ventilator vibration signals based on improved variational mode decomposition

TAO Long^{1,2}, GUO Yanfei^{1,2}

(1. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Shanxi Key Laboratory of Advanced Control and Equipment Intelligence, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The vibration signal of coal mine ventilator is a non-stationary multicomponent signal. Traditional methods for feature extraction of non-stationary signals suffer from poor adaptability and limited ability to identify weak characteristics of early faults in the ventilators. Additionally, the signal processing speed of feature extraction methods based on generalized Variational Mode Decomposition (VMD) is unable to meet the requirements of rapid feature extraction of ventilator vibration signals. To address these issues, a rapid feature extraction method for coal mine ventilator vibration signals based on improved VMD is proposed. On the basis of the generalized VMD algorithm, the multiplier alternating direction method was used for iterative solving, converting the constrained optimization problem into an unconstrained optimization problem. The improved VMD algorithm was applied to perform equivalent decomposition of the signals, obtaining an equivalent filter that matched the target signal features. The feature components of the ventilator vibration signals were quickly extracted based on the inner product transform principle. Simulation and experimental results showed that the improved VMD algorithm performed well in extracting feature components of different intensities, with good

收稿日期: 2024-12-05; 修回日期: 2025-02-20; 责任编辑: 胡娟。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62441313); 山西省重点研发计划项目(202003D111008); 太原科技大学科研启动基金项目(20212038)。

作者简介: 陶珑(1984—), 男, 山东莱州人, 实验师, 硕士, 研究方向为检测技术与工业网络控制, E-mail: taolong1009@163.com。

引用格式: 陶珑, 郭燕飞. 基于改进变分模式分解的煤矿通风机振动信号特征提取[J]. 工矿自动化, 2025, 51(2): 131-137.

TAO Long, GUO Yanfei. Feature extraction of coal mine ventilator vibration signals based on improved variational mode decomposition[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(2): 131-137.



扫码移动阅读

accuracy and noise resistance. The processing time for the measured ventilator vibration signals was 0.008 165 seconds. The feature extraction speed was significantly improved compared to the generalized VMD algorithm.

Key words: coal mine ventilator; vibration signal; non-stationary signal feature extraction; variational mode decomposition; equivalent filter; inner product transformation

0 引言

煤矿通风机是保障井下通风安全的关键设备,对其运行状态进行实时监测具有重要工程意义,通风机振动信号中的特征分量可直接或间接反映电动机、叶片等组成部分的健康状况^[1-2]。煤矿通风机振动信号是一种非平稳多分量信号,由于井下恶劣工况的影响,采集到的原始信号经常含有大量噪声和无效分量,必须对特定特征分量进行提取和处理,才能进行有效分析^[3-4]。

目前常用的非平稳信号特征提取方法主要有小波变换^[5-6]、经验模式分解^[7-8]、经验小波变换^[9-10]、变分模式分解^[11-12]、广义变分模式分解^[13-14]等。其中,小波变换采用塔式算法,计算速度较快,但其自适应性较差,易造成有用信息泄露或降噪不足等问题。经验小波变换是在小波变换和经验模式分解的基础上发展而来^[15-16],能够有效提取信号中的关键特征,自适应性较好,但对信号微弱分量提取效果较差,对通风机早期故障的微弱特征辨识能力有限^[17-18]。与传统的信号处理方法相比,广义变分模式分解具有更好的鲁棒性和适应性,能够处理各种非线性、非平稳的复杂信号,对微弱分量提取效果较好,但信号处理速度难以满足通风机振动信号特征快速提取的要求^[19-20]。

针对上述问题,本文提出一种基于改进变分模式分解的煤矿通风机振动信号特征提取方法,采用乘子交替方向法迭代求解,将约束优化问题转换为无约束优化问题。根据通风机振动信号特征频率估值构造单位脉冲函数、设定关键参数,通过改进变分模式算法将信号分解,得到振动信号特征频率的等效滤波器,用于快速、准确地提取煤矿通风机振动信号特征。

1 特征提取方法

1.1 方法流程

基于改进变分模式分解的煤矿通风机振动信号特征提取流程如图 1 所示。首先,对通风机振动信号特征频率进行提取。随后,构建单位特征信号,并通过改进变分模式分解算法设计等效滤波器。最后,利用等效滤波器实现对通风机振动信号特征的快速提取。

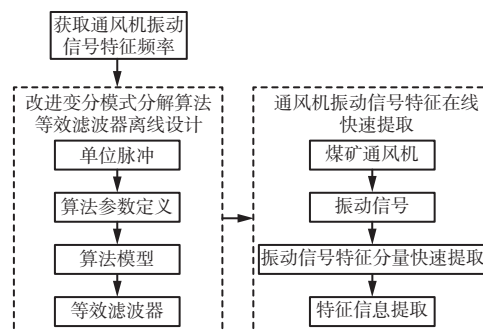


图 1 基于改进变分模式分解的煤矿通风机振动信号特征提取流程

Fig. 1 Feature extraction process of coal mine ventilator vibration signals based on improved variational mode decomposition

1.2 通风机振动信号特征频率提取

设通风机主轴转速为 n , 则其频率 $f_r = n/60$ 。对信号进行快速傅里叶变换后,分析信号幅值谱,在转频 f_r 及其 2~5 倍频附近寻找幅值最大谱线对应的频率,作为转频及其 2~5 倍频的估计值。设通风机叶片数为 m ,在转频 f_r 下叶片通过频率为 $f_0 = mf_r$,分析叶片通过频率及其倍频附近的信号频谱线,取峰值频率作为叶片通过频率及其 2 倍频的估计值。

1.3 单位特征信号构建

设待分析信号长度为 N ,构造长度为 N 的单位脉冲信号,在第 $(N+1)/2$ 点处单位脉冲信号幅值取 1,在其他数据点处取 0。

定义改进变分模式分解算法关键参数:模式数为等效滤波器的个数,由有效特征分量数决定,设为 K ;尺度参数向量由一组根据信号特征带宽信息取值的尺度参数 $\alpha_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 组成,对于宽带等效滤波器取小尺度参数,对于窄带等效滤波器取大尺度参数,具体取值可根据分析结果调节。根据经验,本文设计窄带滤波器时尺度参数均取 3 000;先验中心频率 ω_k 根据信号特征频率定义。上述参数通过检测振动信号的时域波形和频谱来分析取值。

构造脉冲信号作为输入信号,应用改进变分模式分解算法对信号进行等效分解,得到匹配目标信号特征的改进变分模式分解算法等效滤波器组。

1.4 等效滤波器设计

应用改进变分模式分解算法求解信号单位脉冲响应,约束优化问题为

$$\begin{aligned} \min_{u_k, \omega_k} & \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * h_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 \\ \text{s.t.} & \sum_k h_k(t) = \delta(t) \end{aligned} \quad (1)$$

式中: u_k 为特征分量; $\partial_t(\cdot)$ 表示对时间 t 求偏导; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; $h_k(t)$ 为第 k 个等效滤波器的自适应函数。

利用乘子法将式(1)所示约束优化问题转换为无约束优化问题, 获得一组增广拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(u_k, \omega_k, \lambda_k) = & \alpha_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * h_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 + \\ & \left\langle \lambda_k(t), \delta(t) - \sum_k h_k(t) \right\rangle + \left\| \delta(t) - \sum_k h_k(t) \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\lambda_k(t)$ 为拉格朗日乘子; $\langle \cdot \rangle$ 表示求内积。

采用乘子交替方向法迭代求解式(2)所示无约束优化问题, 获得改进变分模式分解算法单位脉冲响应频域形式, 即等效滤波器的傅里叶变换表达式:

$$\hat{h}_k(\omega) = \frac{1 + \sum_{p=1, p \neq k}^K \hat{h}_p(\omega) + \frac{\hat{\lambda}_k(\omega)}{2}}{1 - 2\alpha_k(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

式中: $\hat{h}_k(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}_k(\omega)$ 分别为 $h_k(t)$ 和 $\lambda_k(t)$ 的傅里叶变换; ω 为角频率; p 为滤波器序号。

1.5 特征信息提取

针对预检测通风机故障特点对应的敏感振动信号特征频带构造等效滤波器, 并进行内积变换^[21], 完成信号快速提取, 内积变换公式为

$$u_k(i) = \langle x(i), h_k(i) \rangle \quad (4)$$

式中 $x(i)$ 为振动信号, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

对所得特征分量进行分析, 提取峰值频率、归一化频带能量等通风机振动信号特征信息。振动信号特征分量归一化能量为

$$E_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_k^2(i)}{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N u_k^2(i)} \quad (5)$$

2 仿真实验

2.1 仿真条件设定与参数选取

为了验证本文方法的有效性和快速性, 通过分析构造的仿真信号进行测试, 所有程序均通过 Matlab 2013 环境编写, 硬件配置: CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-8550 CPU 2.00 GHz, 内存为 8.00 GiB。仿真信号模拟一台转频为 9 Hz、叶片通过频率为 153 Hz 的信号, 并含有转频的 2~5 倍频、通过频率

的 2 倍频分量。信号点数为 1 023, 采样频率为 1 024 Hz, 信号时域波形和频谱如图 2 所示。

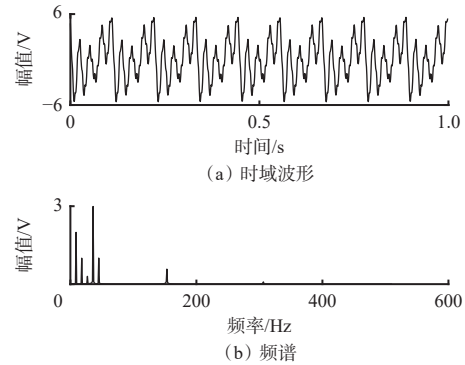


图 2 仿真信号的时域波形和频谱

Fig. 2 Time domain waveform and spectrum of simulated signal

通过分析仿真信号频谱, 得到信号特征频率分别为 9.009, 18.018, 27.026, 36.035, 45.044, 153.15, 306.99 Hz, 这些频率对应的分量均为窄带分量。对此, 设计匹配信号特征的改进变分模式分解算法等效滤波器, 构造与多分量信号等长的单位脉冲信号:

$$\delta(l) = \begin{cases} 1 & l = 512 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: l 为信号点序号, $l = 1, 2, \dots, 1 023$ 。

设定改进变分模式分解算法参数: 模式数 $K=7$, 先验中心频率个数为 7, 先验中心频率向量 $f = [9.009, 18.018, 27.026, 36.035, 45.044, 153.15, 306.99]$ Hz, 尺度参数向量 $\alpha = [3 000, 3 000, 3 000, 3 000, 3 000, 3 000, 3 000]$, 拉格朗日乘子更新步长为 0。

2.2 等效滤波器仿真设计

采用改进变分模式分解算法处理单位脉冲信号, 获得一组等效滤波器, 其信号时域波形和频谱如图 3 所示。

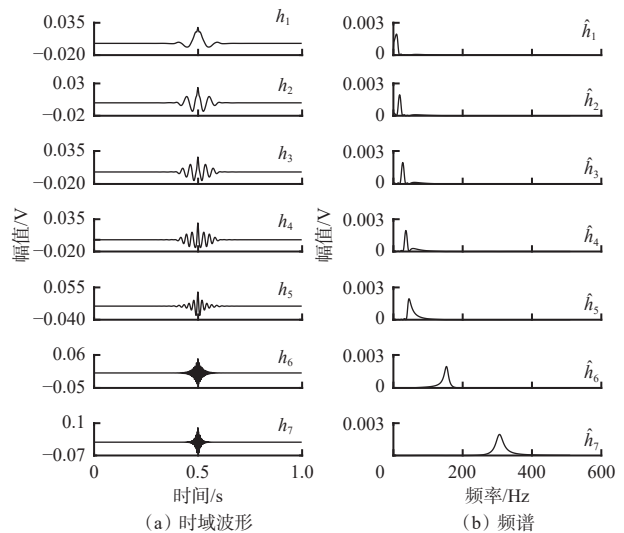


图 3 仿真时等效滤波器的时域波形和频谱

Fig. 3 Time domain waveforms and spectrums of equivalent filter during the simulation

7 个等效滤波器为感兴趣的特征滤波器,其中心频率分别为预设的先验中心频率,且均为窄带滤波器,为匹配信号特征分量而设计。

2.3 准确性仿真验证

得到等效滤波器后,基于内积变换原理,采用特征滤波器快速提取信号特征分量,结果如图 4 所示。理想子信号与提取的特征分量时域波形近似重合,说明所提方法对不同强度的分量提取效果均较好,验证了本文方法的准确性。

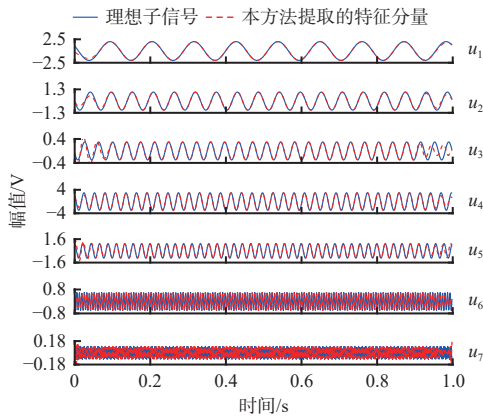


图 4 仿真信号特征分量的时域波形

Fig. 4 Time domain waveforms of simulated signal feature components

2.4 快速性仿真验证

为了验证本文方法提取特征分量的快速性,设计了数据长度分别为 1 023, 2 047, 10 229, 30 719 点的仿真信号,并采用上述方法进行特征提取,结果见表 1。可见,在特征分量提取耗时方面,本文提出的改进变分模式分解算法比广义变分模式分解算法耗时短,尤其对于长数据,本文方法提取特征分量的快速性更加明显。

表 1 特征提取耗时对比

Table 1 Comparison of feature extraction time consumption

| 数据长度/点 | 耗时/s | | 耗时倍数 |
|--------|-------------|-------------|------|
| | 广义变分模式分解 | 本文方法 | |
| 1 023 | 0.039 394 0 | 0.002 661 0 | 14.8 |
| 2 047 | 0.067 568 0 | 0.003 137 0 | 21.5 |
| 10 229 | 0.377 131 3 | 0.007 004 2 | 53.8 |
| 30 719 | 1.451 359 0 | 0.019 831 0 | 73.2 |

2.5 抗噪性仿真验证

在仿真信号中叠加高斯白噪声,信噪比从-10 dB 到 50 dB 变化,步长为 2,采用相对误差 R_k 作为评价指标:

$$R_k = \frac{\|x_k(t) - u_k(t)\|_2}{\|x_k(t)\|_2} \quad (7)$$

滤波器抗噪性能如图 5 所示。由图 5 可知:随信噪比增大,分解结果误差减小;强分量分解结果误差小,弱分量分解结果误差大,尤其是当信噪比较低时,弱分量的分解误差较大。如图中前 6 个分量的分解误差较小,第 7 个分量的分解误差相对较大。以上分析表明本文方法具有一定的抗噪性能。

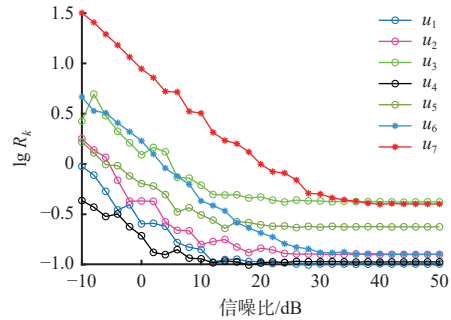


图 5 滤波器抗噪性能

Fig. 5 Filter noise resistance performance

3 实验验证

3.1 特征频率参数选取

针对某煤矿通风机应用本文方法进行实验,该通风机主要参数如下。三相同步电动机型号,TD1250-10/1430;额定功率,1 250 kW;额定电压,6 000 V;额定电流,144 A;额定转速,600 r/min。通风机型号,AGF606-2.822-1.68-2;叶片数,一级 20 叶,二级 20 叶。

在通风机两级叶轮驱动电动机轴承两端布置测点,在每个测点安装压电式加速度传感器分别测量径向和轴向振动,4 个测点(每个测点选取垂直 90°分布的 2 路振动信号)共测 8 路振动信号 ch1—ch8,测点布置如图 6 所示。

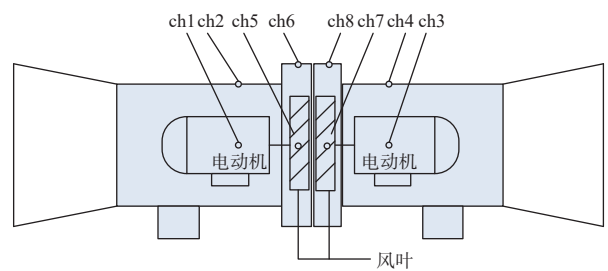


图 6 矿用通风机测点布置

Fig. 6 Layout of measuring points for mine ventilator

根据通风机主轴转速 600 r/min,可计算其转频为 10 Hz,叶片通过频率为 200 Hz。振动信号采样频率为 1 024 Hz,信号长度为 1 023 点。通过分析振动信号频谱(图 7)可确定通风机转频 f_r 及其 2~5 倍频分别为 10.009 8, 20.019 6, 30.029 3, 40.039 1, 50.048 9 Hz,确定叶片通过频率 f_b 及其 2 倍频分别为 200.196, 400.391 Hz,且这些频率成分均为窄带模式。

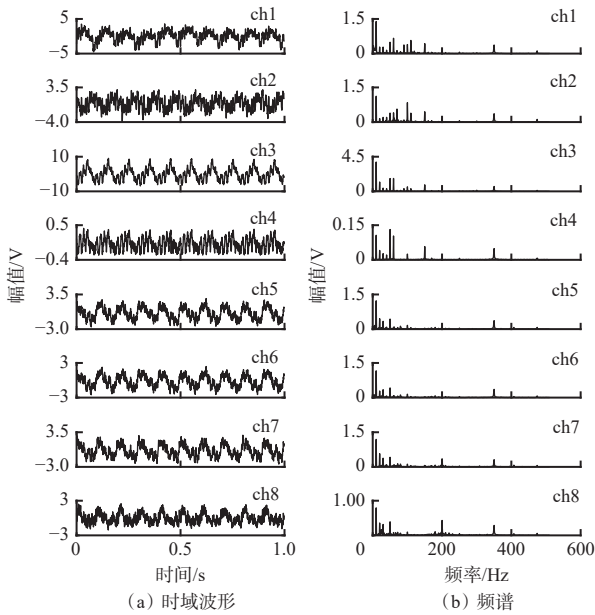


图 7 实测振动信号时域波形和频谱

Fig. 7 Time domain waveforms and spectrums of the tested vibration signal

3.2 等效滤波器实验设计

采用改进变分模式分解算法设计匹配上述信号特征的等效滤波器,并进行振动信号特征快速提取。首先构造长度为 1 023 点的单位脉冲信号。

从图 7 可知,除了转频及其倍频、叶片通过频率及其倍频等 7 个感兴趣的频率外,还存在频率为 60.058 7, 150, 350 Hz 的 3 个窄带成分,其中 60.058 7 Hz 倍频成分能量较小,150 Hz 和 350 Hz 频率成分与通风机故障特征频率无关,因此将这 3 个频率成分视为干扰。由于实测振动信号所含频率成分较多,且不同通道所含频率成分不同,需要降低相邻频率成分的干扰,以有效提取感兴趣的通风机振动信号特征分量。改进变分模式分解算法参数设置:模式数 $K=10$,先验中心频率个数为 10,先验中心频率向量 $f=[10.009\ 8, 20.019\ 6, 30.029\ 3, 40.039\ 1, 50.048\ 9, 200.196, 400.391, 60.058\ 7, 150, 350]$ Hz,尺度参数向量 $\alpha=[3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000, 3\ 000]$,拉格朗日乘子更新步长取值为 0。

采用改进变分模式分解算法处理单位脉冲信号,共获得 10 个等效滤波器。其中前 7 个等效滤波器是为了提取感兴趣分量而设计的滤波器,时域波形和频谱如图 8 所示;后 3 个滤波器是为了滤除 3 个干扰成分而设计的滤波器,后续分析中舍弃即可。

前 5 个等效滤波器是根据通风机振动转频及其低阶倍频设计的窄带滤波器,第 6 个和第 7 个等效滤波器是根据叶片通过频率而构造的滤波器。这 7 个等效滤波器为感兴趣的滤波器,且均为窄带滤波

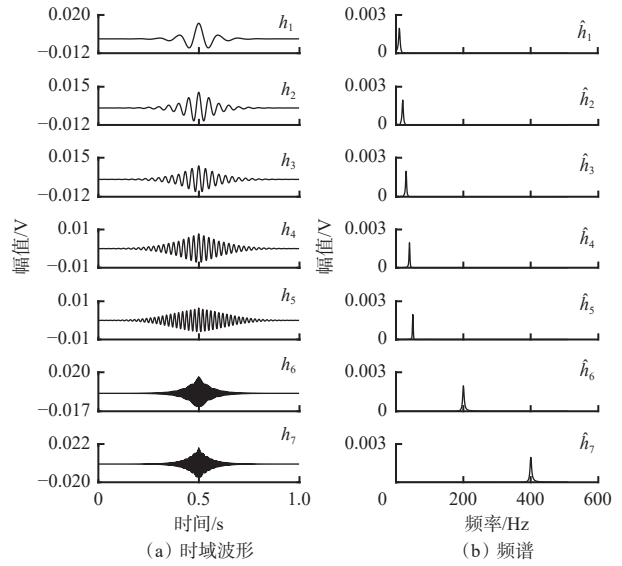


图 8 实验时等效滤波器的时域波形和频谱

Fig. 8 Time domain waveforms and spectrums of the equivalent filter during the experiment

器,专门用于匹配通风机振动信号特征分量,其中心频率为预设值。

3.3 性能分析

通过应用上述等效滤波器,依据内积变换原理,根据式(5)对原信号与设计的特征滤波器之间的相似性进行匹配,处理 8 路振动信号。对每路信号提取 7 个特征分量进行分析,特征信息的归一化能量如图 9 所示。其中除通道 4 外,其余 7 个通道振动信号转频分量能量占比最大,转频倍频分量、叶片通过频率分量及其 2 倍频分量能量占比较小;通道 4 所测径向振动信号的 5 倍频转频分量能量占比最大;与前 6 个通道相比,通道 7 和通道 8 所测信号的叶片通过频率相对突出,说明通风机右侧电动机-叶片子系统振动较大,存在一定健康问题,在后续运行中需密切关注。

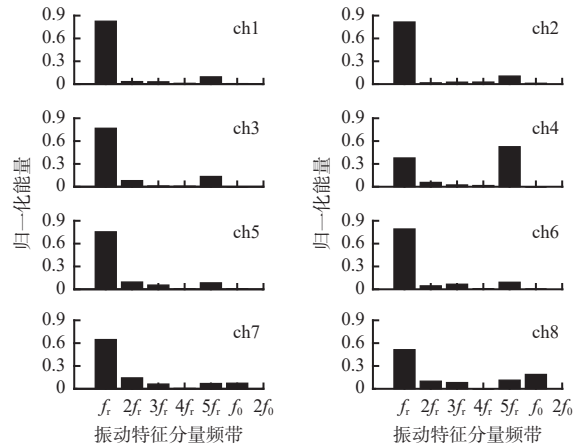


图 9 通风机振动信号特征分量的归一化能量

Fig. 9 Normalized energy of feature components of ventilator vibration signal

在与仿真相同的运行条件下,本文方法处理实测振动信号的耗时为 0.008 165 s,而传统广义变分模式分解算法耗时为 0.795 316 s,是本文方法的 97.4 倍,可见本文方法处理速度大幅提升。

4 结论

1) 利用广义变分模式分解算法的多尺度定频分解属性,根据通风机振动信号特征离线设计等效滤波器算法,获得了准确匹配通风机振动信号特征的等效滤波器,实现了通风机振动信号特征分量快速提取。

2) 通过振动信号特征频率提取、单位脉冲信号构建、关键参数设定等,基于内积变换原理,采用乘子交替方向法迭代求解,得到改进变分模式分解算法等效滤波器。

3) 仿真及实验结果表明,改进变分模式分解算法快速性、准确性、抗噪性良好。但设计中部分参数估值依赖先验经验,需有一定的经验知识要求,因此自适应调节算法参数是今后改进的目标和方向。

参考文献(References):

- [1] 张勇志. 矿井通风自适应调控技术研究及其应用[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.
ZHANG Yongzhi. Study on adaptive control technology of mine ventilation and its application[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2020.
- [2] 杨一晴, 马宏伟, 樊红卫, 等. 矿井主通风机振动在线监测与故障诊断系统[J]. 煤矿机械, 2019, 40(12): 161-163.
YANG Yiqing, MA Hongwei, FAN Hongwei, et al. Vibration on-line monitoring and fault diagnosis system for mine main ventilator[J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(12): 161-163.
- [3] 张旭. 基于加权排列熵和 ELM 的通风机轴承故障诊断研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
ZHANG Xu. Research on fault diagnosis of ventilator bearing based on weighted permutation entropy and ELM[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- [4] 赵见龙, 张永超. 基于 LabVIEW 的矿井主通风机滚动轴承监测系统设计[J]. 煤矿机械, 2019, 40(7): 159-162.
ZHAO Jianlong, ZHANG Yongchao. Design of rolling bearing monitoring system for mine main fan based on LabVIEW[J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(7): 159-162.
- [5] 胡振邦, 许睦旬, 姜歌东, 等. 基于小波降噪和短时傅里叶变换的主轴突加不平衡非平稳信号分析[J]. 振动与冲击, 2014, 33(5): 20-23, 36.
HU Zhenbang, XU Muxun, JIANG Gedong, et al. Analysis of non-stationary signal of a sudden unbalanced spindle based on wavelet noise reduction and short-time Fourier transformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(5): 20-23, 36.
- [6] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [7] 马文朋, 张俊红, 马梁, 等. 改进的经验模式分解在机械故障诊断中的应用[J]. 振动. 测试与诊断, 2015, 35(4): 637-644, 794.
MA Wenpeng, ZHANG Junhong, MA Liang, et al. Applications of improved empirical mode decomposition in machinery fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 637-644, 794.
- [8] 李俊, 刘永葆, 余又红. 基于经验模态分解剩余信号能量特征的滚动轴承故障模式智能识别[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2020, 33(3): 28-32, 41.
LI Jun, LIU Yongbao, YU Youhong. Intelligent pattern recognition of rolling bearing fault based on EMD residual signal energy characteristics[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2020, 33(3): 28-32, 41.
- [9] 李志农, 刘跃凡, 胡志峰, 等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1284-1292.
LI Zhinong, LIU Yuefan, HU Zhifeng, et al. Empirical wavelet transform-synchroextracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1284-1292.
- [10] 王茜, 田慕琴, 宋建成, 等. 基于经验小波变换的振动信号特征量提取[J]. 振动与冲击, 2021, 40(16): 261-266.
WANG Xi, TIAN Muqin, SONG Jiancheng, et al. Feature extraction of vibration signals based on empirical wavelet transform[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(16): 261-266.
- [11] 江星星, 宋秋昱, 杜贵府, 等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 55-73.
JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, DU Guifu, et al. Review on research and application of variational mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 55-73.
- [12] GUO Yu, ZHAO Lei, WU Xing, et al. Tooth root crack detection of planet and sun gears based on resonance demodulation and vibration separation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(1): 65-75.
- [13] GUO Yanfei, ZHANG Zhousuo, YANG Wenzhan, et al. Early bolt looseness state identification via generalized variational mode decomposition and similarity index[J]. Journal of Mechanical Science and

- Technology*, 2021, 35(3): 861-873.
- [14] 阙红波, 高扬, 吴成攀, 等. 基于扩展卡尔曼滤波和希尔伯特-黄变换瞬时频率的齿轮啮合刚度辨识算法[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(8): 3104-3111.
QUE Hongbo, GAO Yang, WU Chengpan, et al. Gear meshing stiffness identification algorithm based on extended Kalman filter and Hilbert-Huang transform instantaneous frequency[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(8): 3104-3111.
- [15] MO Zhenling, ZHANG Heng, SHEN Yong, et al. Conditional empirical wavelet transform with modified ratio of cyclic content for bearing fault diagnosis[J]. *ISA Transactions*, 2023, 133: 597-611.
- [16] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(10): 2193-2201.
ZHU Wenying, FENG Zhipeng. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(10): 2193-2201.
- [17] 敬人可, 李建增, 周海林. 基于小波包变换和自适应滤波的超声信号去噪[J]. *中国测试*, 2014, 40(4): 115-118.
JING Renke, LI Jianzeng, ZHOU Hailin. Ultrasonic signal denoising based on wavelet packet transform and adaptive filtering[J]. *China Measurement & Test*, 2014, 40(4): 115-118.
- [18] 张西宁, 李霖, 刘书语, 等. 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[J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(8): 1-8.
ZHANG Xining, LI Lin, LIU Shuyu, et al. Empirical wavelet transform based on energy peak location with applications to bearing weak fault diagnosis[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(8): 1-8.
- [19] 郭燕飞, 陈高华, 王清华. 基于广义变分模式分解的滚动轴承故障微弱特征提取[J]. *机械传动*, 2023, 47(5): 150-157.
GUO Yanfei, CHEN Gaohua, WANG Qinghua. Weak feature extraction of rolling bearing fault based on generalized variational mode decomposition[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2023, 47(5): 150-157.
- [20] 郭燕飞, 王清华, 陈高华. 广义变分模式分解降噪在齿轮早期故障诊断中的应用[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(23): 10065-10072.
GUO Yanfei, WANG Qinghua, CHEN Gaohua. Application of generalized variational mode decomposition de-noising in early gear fault diagnosis[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(23): 10065-10072.
- [21] 何正嘉, 袁静, 瞿艳阳, 等. 机械故障诊断内积变换原理与验证[J]. *振动. 测试与诊断*, 2012, 32(2): 175-185.
HE Zhengjia, YUAN Jing, ZI Yanyang, et al. Inner product principle of mechanical fault diagnosis and validation[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(2): 175-185.
- 综述[J]. *中国图象图形学报*, 2019, 24(12): 2057-2080.
LI Xi, ZHA Yufei, ZHANG Tianzhu, et al. Survey of visual object tracking algorithms based on deep learning[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(12): 2057-2080.
- [21] DU Yunhao, ZHAO Zhicheng, SONG Yang, et al. StrongSORT: make DeepSORT great again[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25: 8725-8737.
- [22] LUKEŽIČ A, ZAJC L Č, VOJÍŘ T, et al. FuCoLoT-A fully-correlational long-term tracker[C]. *Asian Conference on Computer Vision*, Cham, 2019: 595-611.
- [23] NEWBURGER E, CORRELL M, ELMQVIST N. Fitting bell curves to data distributions using visualization[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2023, 29(12): 5372-5383.
- [24] KEUPER M, TANG Siyu, ANDRES B, et al. Motion segmentation & multiple object tracking by correlation co-clustering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(1): 140-153.

(上接第 75 页)

- [16] JAHANTIGHY A, TORABI H, MOHANNA F. Multiple targets video tracking based on extended Kalman filter in combination with particle swarm optimization for intelligent applications[J]. *SN Applied Sciences*, 2023, 5(3). DOI:10.1007/S42452-023-05297-9.
- [17] 李凡长, 刘洋, 吴鹏翔, 等. 元学习研究综述[J]. *计算机学报*, 2021, 44(2): 422-446.
LI Fanzhang, LIU Yang, WU Pengxiang, et al. A survey on recent advances in meta-learning[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(2): 422-446.
- [18] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, Beijing, 2017: 3645-3649.
- [19] WANG C Y, YEH I H, MARK LIAO H Y. YOLOv9: learning what you want to Learn using programmable gradient information[C]. *European Conference on Computer Vision*, Cham, 2024: 1-21.
- [20] 李玺, 查宇飞, 张天柱, 等. 深度学习的目标跟踪算法