

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.06.006

航空发动机气路静电信号联合降噪方法

刘岩¹, 刘珍珍², 白芳³, 郭泽中¹, 左洪福¹

(1. 南京航空航天大学民航学院, 南京 211106; 2. 安徽工业大学机械工程学院, 马鞍山 243032;
3. 南京电子工程研究所, 南京 210023)

摘要: 针对强背景噪声下航空发动机气路静电信号降噪问题, 提出一种基于本征模态函数 (Intrinsic modal function, IMF) 自适应滤波联合小波阈值的静电信号降噪方法。首先, 通过互补集合经验模态分解 (Complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD) 方法对原始静电信号进行分解, 得到若干平稳 IMF; 然后, 构建最优重构自适应低通滤波算法筛选以有用信号为主的 IMF 分量; 再对以噪声为主的 IMF 分量通过小波阈值算法进行降噪处理; 最后, 将上述信号重构, 得到降噪后的静电信号。进行了仿真和实测信号验证并与传统方法对比, 结果表明, 该方法对发动机气路静电信号降噪效果良好, 在微弱故障信号提取方面更具优越性。

关键词: 自适应降噪; 互补集合经验模态分解; 小波阈值; 静电监测; 航空发动机

中图分类号: V216 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2024)06-1036-12

A Combined Denoising Method for Electrostatic Signals in the Aero-engine Gas Path

LIU Yan¹, LIU Zhenzhen², BAI Fang³, GUO Zezhong¹, ZUO Hongfu¹

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China; 3. Nanjing Research Institute of Electronic Engineering, Nanjing 210023, China)

Abstract: Aiming at the problem of noise reduction of electrostatic signals in the aero-engine gas-path under strong background noise, a noise reduction method based on intrinsic modal function (IMF) adaptive filtering combined with wavelet thresholding is proposed. Firstly, the original electrostatic signal is decomposed by the complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) method to obtain several smooth IMFs. Secondly, the optimal reconstruction adaptive low-pass filtering algorithm is constructed to filter the signal-dominated IMFs. Thirdly, the noise-dominated IMF components are noise-reduced and reconstructed with the signal-dominated IMFs by the wavelet thresholding method, then the noise-reduced electrostatic signal is obtained. The simulated and measured signals are used to verify the proposed method and compare it with other noise reduction methods, and the results show that the method is effective in noise reduction of engine gas-path electrostatic signals and is superior in extracting weak fault signals.

Key words: adaptive signal denoising; complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD); wavelet threshold method; electrostatic monitoring; aero-engine

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U2133202); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (KYCX22_0375); 南京航空航天大学博士短期访学项目 (ZDGB2022006)。

收稿日期: 2024-03-31; **修订日期:** 2024-09-27

通信作者: 左洪福, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: rms@nuaa.edu.cn。

引用格式: 刘岩, 刘珍珍, 白芳, 等. 航空发动机气路静电信号联合降噪方法 [J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(6): 1036-1047. LIU Yan, LIU Zhenzhen, BAI Fang, et al. A combined denoising method for electrostatic signals in the aero-engine gas path [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(6): 1036-1047.

航空发动机状态监测技术对于保障发动机健康运行至关重要。目前针对航空发动机气路的状态监测方法主要依赖传统性能参数以及振动参数,这些参数所包含的信息是故障的间接效应,往往当气路部件已经发生严重故障时,监测信号才能够明显反映这一状况,导致对于发动机早期故障的预警能力相对不足^[1]。近年来,航空发动机气路静电监测技术以其高灵敏度、低成本、被动探测、故障早期预警能力强等优点,正在成为航空发动机状态监测与故障诊断领域的研究热点^[2]。

静电信号降噪是静电监测技术中的一项关键技术。航空发动机工作环境恶劣,静电传感系统所采集的信号往往受到强背景噪声干扰,导致信噪比较低。由于航空发动机早期故障信号一般为微弱信号,如果不能对信号进行有效降噪,这些宝贵的早期故障信号容易淹没于强背景噪声中,严重影响静电监测技术在航空发动机上的应用。信号降噪是提取故障特征的关键,目前常见的信号降噪方法主要是针对轴承、齿轮箱等常规旋转机械,而针对航空发动机静电监测领域的降噪方法研究略显匮乏。国际上航空发动机静电监测技术主要由英美国科研团队研究^[3-5],且已被英美列装在F35战机故障预测与健康管理系统(Prognostics and health management, PHM)综合管理系统^[6],但已发表的文章中公开航空发动机气路静电信号处理细节的文献相对较少。在中国,南京航空航天大学左洪福团队在2009年左右率先开展了相关研究^[7],到目前为止已进行了发动机地面试车验证^[8-9]。现阶段航空发动机气路静电信号降噪方法,主要分为基于小波理论的降噪方法和基于经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)的降噪方法。文振华^[7]采用中值滤波联合小波分层阈值算法用于航空发动机气路静电信号降噪。尽管小波去噪理论应用广泛,但是由于静电信号成分多样等问题,选择合适的小波基函数相对困难,并且一旦确定了小波基函数,又会影响算法的灵活性。蒋琇琇等^[10]采用EMD和小波强制阈值等方法降噪,提升了静电信号在复杂工况下的降噪效果。殷逸冰等^[11]通过联合EMD模态分量优化重构和稀疏表达对静电信号降噪,在滤除随机噪声的同时更高程度地保留了有用异常颗粒信号。虽然基于EMD的方法对于提取静电信号中的微弱故障信号效果最为显著,但当发动机发生掉块等故障时,气路静电信号将表现为包含间歇信号的非线性、非平稳信号,而EMD并不适合处理间歇信号,常存在模态混叠问题,这会影响静电信号的降噪效果^[12]。

对于包含间歇信号的非线性、非平稳信号降噪

问题,互补集合经验模态分解(Complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)被证明是一种有效的解决方法^[13-14]。张子轩等^[15]研究了基于CEEMD的滚动轴承微弱故障诊断,发现其能够抑制模态混叠,有效消除冗余噪声。周涛涛等^[16]研究了基于CEEMD和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法,结果表明,基于CEEMD的小波阈值降噪方法在效果上优于单纯的EMD降噪方法、CEEMD降噪方法和小波阈值降噪方法。王飞等^[17]研究了基于VMD-LSSVM的扇区流量短期预测,发现该方法降噪普适性效果良好。然而,这些基于CEEMD的方法仍然存在依赖专家经验、无法自适应筛选本征模态函数(Intrinsic modal function, IMF)分量等问题,变分模态分解(Vibrational mode decomposition, VMD)方法虽然求解效率高但是存在需要预先确定分解IMF分量数量的缺陷^[18-19]。尽管如此,这些研究为航空发动机气路静电信号降噪提供了一些有益的解决思路。

综上所述,为提高航空发动机气路静电信号的降噪能力,本文提出一种基于IMF自适应低通滤波联合小波阈值的航空发动机气路静电信号降噪方法。利用CEEMD对含噪静电信号进行分解,构建低通尺度滤波模型,基于逼近度与平滑度准则评估各IMF分量与原始信号的相关性,设计最优化函数自适应筛选信号主导分量与噪声主导分量,最后使用小波阈值方法对噪声主导分量降噪并提取有用成分,再与信号主导分量重构,实现航空发动机气路静电信号的优化降噪。为了验证所提方法的优越性,进行信号仿真实验和发动机试车实验,并与传统降噪方法对比,结果表明,本文所提方法不但能够保留发动机气路静电信号的细节,还能够最大程度提取微弱故障信号特征,为航空发动机气路静电信号的降噪提供了新途径。

相对于现有的航空发动机静电信号降噪方法,本文所提方法的创新点如下:

(1) 提出了一种新型航空发动机气路静电信号降噪方法,该方法能够在基于噪声评估的IMF重构基础上利用小波软阈值策略二次提取噪声中的有用信息,有效提高了航空发动机气路静电信号的降噪能力和对微弱故障信号的提取能力。

(2) 提出一种基于IMF最优重构自适应低通滤波方法,该方法能够自适应提取IMF分量,同时利用CEEMD算法成熟、能够自动分解IMF、调参简洁等优点,摆脱了现有航空发动机静电信号降噪方法对专家经验的依赖,具备高可靠性和自动化处理的优势,非常适合工程应用。

1 基于IMF自适应滤波联合小波阈值静电信号降噪方法

如图1所示,本文所提降噪方法总体思路是采用适合工程应用的CEEDM方法对采集的航空发动机原始静电信号进行IMF分解,并构建自适应低通滤波算法对IMF中信号主导分量进行筛选,再对噪声主导IMF分量中有用信息进行二次提取并与信号分量重构,最终得到降噪信号。该方法包

含3个主要部分;原始信号IMF分解、噪声评估与IMF自适应筛选、小波提取与信号重构。

(1) 原始信号IMF分解

该部分主要是针对发动机气路静电信号的非线性、非平稳、间歇性等问题,采用擅长处理此类信号的CEEMD方法对系统采集的原始静电信号进行分解,通过对原始信号的分解可以将信号中的主要噪声和有用信号分离成若干平稳的IMF分量。

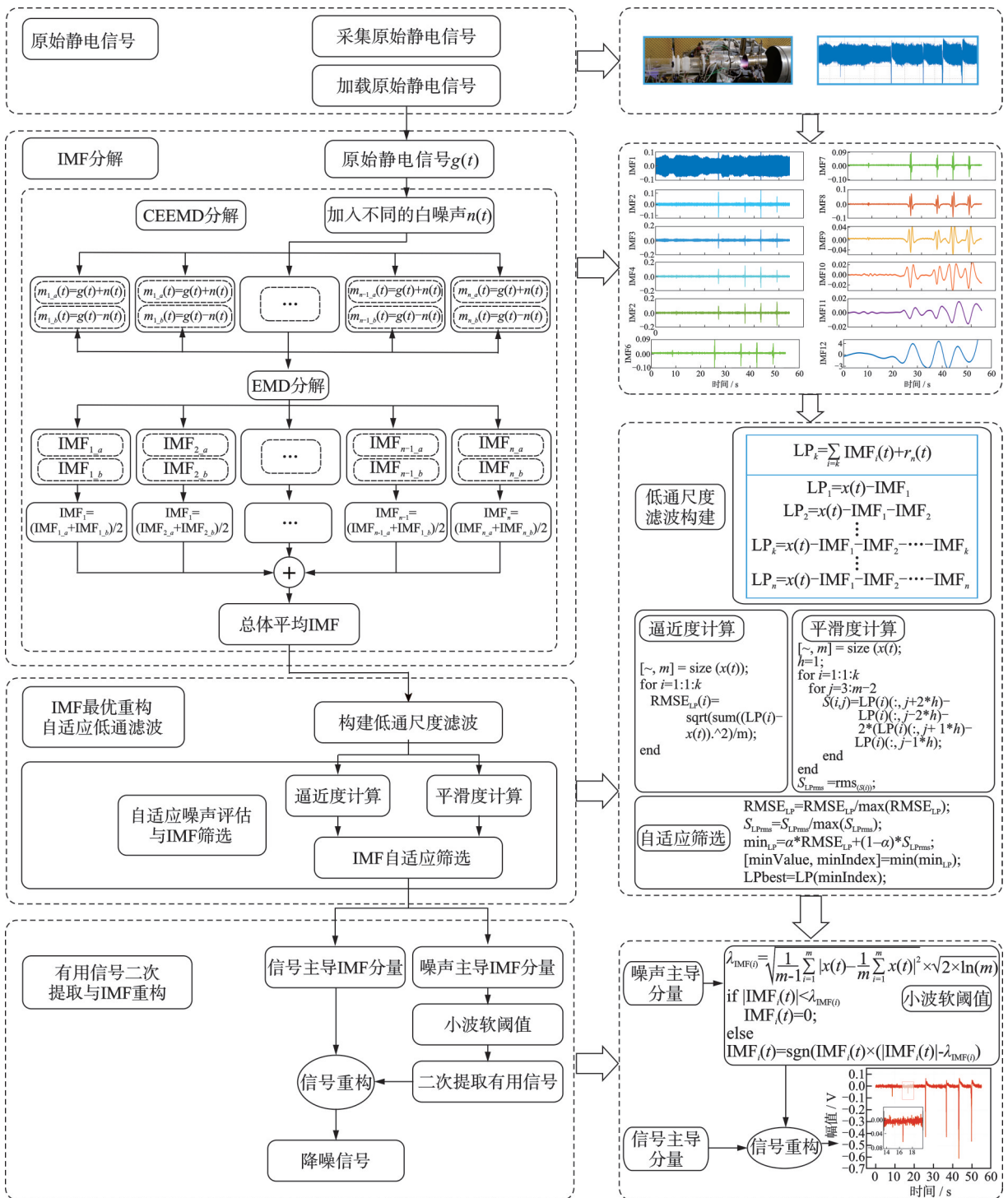


图1 基于IMF自适应滤波联合小波阈值降噪方法流程图

Fig.1 Flowchart of denoising method based on IMF adaptive filtering combined with wavelet thresholding

(2) 噪声评估与IMF自适应筛选

经过CEEMD分解得到的IMF分量中包含着噪声信号和有用信号,需要通过一定的方法将其中的有用信号筛选出来。提出基于IMF的最优重构自适应低通滤波方法,通过基于时空尺度滤波方法构建低通尺度滤波算法,在此算法中引入逼近度和平滑度最优化准则进行噪声评估,并对IMF分量进行自适应筛选,分别得到噪声主导的IMF分量和信号主导的IMF分量。

(3) 小波提取与信号重构

通常筛选出的IMF噪声分量中仍然可能包含部分有用信号,可以对其中的有用信号进行二次提取以进一步提高信号的降噪效果。对噪声主导的IMF分量通过小波软阈值方法处理,提取其中包含的有用信息,并与信号主导的IMF分量重构即可得到降噪后的航空发动机气路静电信号。

1.1 CEEMD

CEEMD方法是在EMD的基础上进行改进的方法。相对于EMD,CEEMD成功缓解了信号分解中出现的模态混叠现象,同时对原始信号的影响较小,具有良好的自适应性和完备性^[13-14]。完全自适应噪声集合经验模态分解(Complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[20]虽然是CEEMD的一种改进版本,但存在调参复杂、对系统资源占用大、降噪耗时长等缺点,适合离线降噪^[21]。而CEEMD在计算效率、实现简便性、稳定性以及参数调整的简化方面在工程应用上仍有其独特的优势^[15],因此CEEMD在工程上对于包含间歇性、非线性、非平稳的航空发动机气路静电信号最具优越性。CEEMD对于信号的处理主要包括以下步骤:

(1) 向原始信号中加入 n 组正、负成对的辅助白噪声,从而生成两套集合IMF。

$$\begin{bmatrix} M_a \\ M_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G \\ N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: M_a, M_b 分别为加噪信号; G 为原信号; N 为辅助噪声。

(2) 对加噪信号做EMD分解,分别得到各自IMF分量,对多组分量进行分解得到最后的分解结果

$$c_j = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} c_{ij} \quad (2)$$

式中: c_j 表示最终分解得到的第 j 个IMF分量; c_{ij} 表示第 i 个信号的第 j 个IMF分量。

1.2 IMF最优重构自适应低通滤波方法

1.2.1 低通尺度滤波算法构建

EMD法分解后的各IMF分量是按频率高低

排列的,根据这个特点,谭善文等^[22]提出基于时空尺度滤波的信号降噪算法,根据不同的信号特点,分为高通滤波、低通滤波和带通滤波。由于航空发动机气路故障静电信号主要集中在低频信号中^[23-24],因此对于经CEEMD分解的各IMF分量,基于时空尺度滤波法,构建低通尺度滤波算法用于筛选信号中的有用信息并重构信号,以达到降噪目的。

低通滤波是将信号 $x(t)$ 分解为 n 个IMF分量和余项 $r_n(t)$,删除IMF中部分高频分量并重构其余分量。因此低通尺度滤波算法构建为

$$LP_k = \sum_{i=k}^n IMF_i(t) + r_n(t) \quad (3)$$

式中: n 为经CEEMD分解的IMF数量; k 为经CEEMD分解后IMF信号频率由高到低排列的第 k 个IMF分量; LP_k 为滤波后信号主导的分量。

1.2.2 低通尺度滤波自适应筛选准则

在低通尺度滤波算法中,对包含高低频不同IMF分量的筛选是关键问题。为了提高信号的自动化处理能力,降低对专家经验的依赖,提出基于逼近度和平滑度的优化筛选准则,用于评估静电信号不同高低频IMF分量与原始信号之间的关系,进而自动筛选IMF分量。具体流程如下。

假设有一组含噪静电信号

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

式中: x_i 代表第 i 时刻含噪静电信号的采样值; m 为离散采样信号总数量。

(1) 逼近度准则

为了分析滤波信号和原始信号的差异,将均方根误差(Root mean squared error, RMSE)作为信号滤波效果的逼近度准则。

定义低通尺度滤波算法 LP_k 的降噪偏差均方根误差为

$$RMSE_{LP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (\hat{x}_i - x_i)^2}{m}} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式中: \hat{x}_i 为低通尺度滤波算法 LP_k 对 x_i 降噪所得结果; $RMSE_{LP}$ 代表原始数据和滤波后数据之间总偏差的累积,它表示原始信号与滤波信号相似度。 $RMSE_{LP}$ 数值越小,说明滤波结果越接近原始信号。反之,如果 $RMSE_{LP}$ 数值越大,表示滤波结果与原始信号存在较大偏差。

(2) 平滑度准则

噪声主导的信号波动往往呈现为剧烈而无序,平滑度准则表示滤波前后曲线的平滑度,用以评估信号的波动情况。

设滤波信号LP中有两条连在一起的曲线： $P(t)$ 和 $Q(t)$ ，若连接点 $P(t_0)$ 和 $Q(t_0)$ 具有相同曲率，即

$$K_{P(t_0)} = \frac{|P''(t_0)|}{[1 + P'(t_0)]^{3/2}} = \frac{|Q''(t_0)|}{[1 + Q'(t_0)]^{3/2}} = K_{Q(t_0)} \quad (6)$$

则有

$$P''(t_0) \approx \frac{P(t_0 - 2h) - 2P(t_0 - h) + P(t_0)}{h^2} \quad (7)$$

$$Q''(t_0) \approx \frac{Q(t_0 + 2h) - 2Q(t_0 + h) + Q(t_0)}{h^2} \quad (8)$$

式(8)与式(7)相减，得

$$S|_{x=x_0} = LP(x_0 + 2h) - LP(x_0 - 2h) - 2[LP(x_0 + h) - LP(x_0 - h)] \quad (9)$$

定义式(9)中的 S 为平滑度函数， h 表示采样步长，滤波曲线LP在 $x=x_0$ 处的平滑度记为 $S(x_0)$ 。按照上述定义，若在点 x_0 处的平滑度更接近于0，则说明曲线在该点的邻域更光滑。考虑滤波曲线上所有点的平滑度，由 $S(i)$ 构成的均方根值称为滤波算法的平滑度，记为 $S_{LP_{rms}}$ 。 $S_{LP_{rms}}$ 代表了低通尺度滤波算法 LP_k 对静电信号波动性的影响， $S_{LP_{rms}}$ 数值越小，表示滤波后的信号波动越小。反之，如果 $S_{LP_{rms}}$ 数值越大，表示滤波后的信号波动越大。

(3) 自适应最优化筛选函数

在信号处理中，评估滤波算法的优劣不仅需要考虑滤波结果与原始数据的逼近度($RMSE_{LP}$)，还需要同时关注滤波算法的平滑度($S_{LP_{rms}}$)。因此，确定滤波算法的自适应最优化筛选函数为

$$\min\{LP\} = \min\{\alpha RMSE_{LP} + (1 - \alpha) S_{LP_{rms}}\} \quad (10)$$

式中 α 表示最优重构自适应低通滤波算法的影响因子。

通过低通尺度滤波算法筛选后的IMF分量可分为2部分，即信号主导的分量和噪声主导的分量。由于通过这种方法筛选出的噪声主导分量中仍然包含静电信号的有用信息，后续将采用小波阈值方法对包含部分有用信息的噪声分量进行二次处理，旨在充分提取信号中的有用信息，以实现静电信号的最优化降噪。

1.3 小波阈值去噪

小波变换^[25-26]常用于工程应用，其在处理非平稳信号时具有良好的时频特征。杜修力等^[27]通过仿真实验分析认为，采用固定阈值规则和软阈值函数处理的小波阈值降噪(Wavelet threshold, WT)能够最大化保留全局信号特征。软阈值函数

表达式为^[28]

$$\omega(x, \lambda) = \begin{cases} \text{sgn}(x)(|x| - \lambda) & |x| \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \end{cases} \quad (11)$$

式中： x 为原小波系数； λ 为阈值。

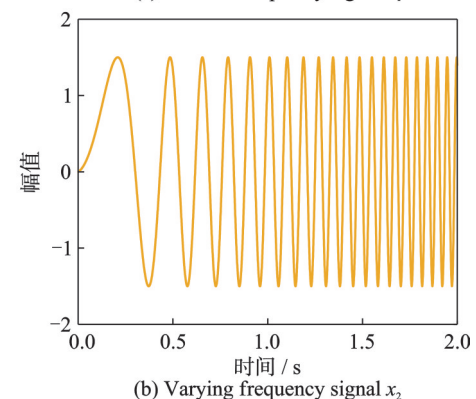
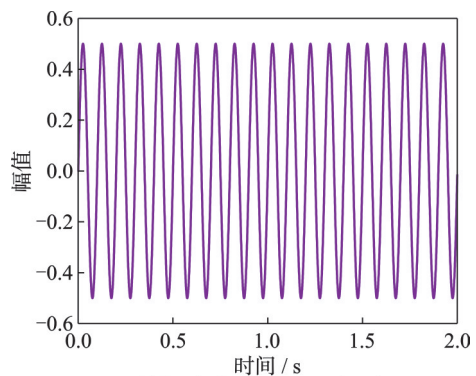
2 仿真信号分析

2.1 仿真信号设计

为验证所提方法的有效性，根据航空发动机气路故障静电信号的特点^[2,12]，构造一个包含噪声的非平稳静电仿真信号 $G(t)$ 。

$$\begin{cases} x_1(t) = 0.5\sin(2\pi 10t) \\ x_2(t) = 1.5\sin(2\pi 5t^2 + t) \\ f(t) = \begin{cases} h - \frac{h}{T}(t - t_0) & t_0 \leq t \leq t_0 + T \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ X(t) = x_1(t) + x_2(t) + f(t) \\ G(t) = X(t) + n(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中： $x_1(t)$ 为固定频率信号； $x_2(t)$ 为变频信号； $f(t)$ 为模拟掉块故障的三角脉冲信号(间歇信号)； $X(t)$ 为没有噪声的静电信号； $G(t)$ 为加噪后的静电信号； $n(t)$ 为高斯噪声；其中 t 为采样时间，设为2s； t_0 为脉冲开始时间，设为随机值； T 为脉冲宽度，即脉冲从开始到结束的时间长度，设为0.005s； h 为脉冲的高度； $f(t)$ 设为共模拟4次故障信号，其中第2次为微弱故障信号。当高斯噪声 $n(t)$ 的标准差设置为1.5时，各仿真信号如图2所示。



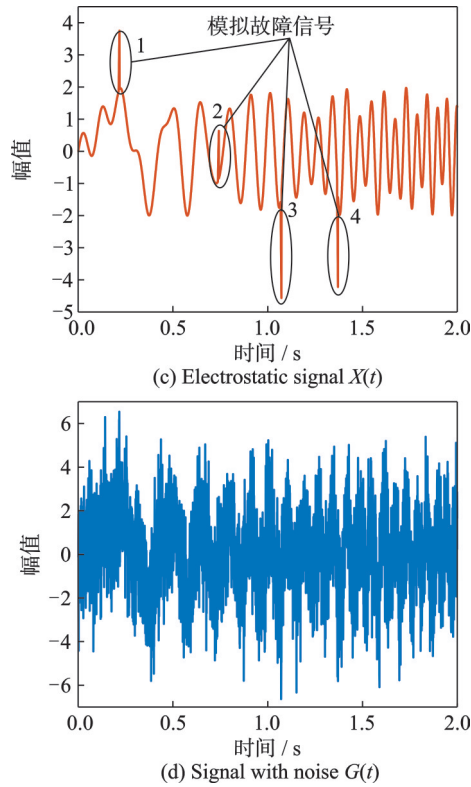


图 2 仿真信号示意图

Fig.2 Diagram of the simulated signal

2.2 仿真结果分析

2.2.1 实验参数设置

设置 4 组对比实验:高斯噪声 $n(t)$ 的标准差分别取 0.3、0.7、1.0、1.5 进行算法的对比验证。每组实验进行 4 种算法的对比:小波阈值降噪方法、EMD 小波阈值降噪法、CEEMD 分解后舍弃前两个 IMF 分量降噪法和本文提出的方法。

参数设置:小波阈值设置为 5 层分解,小波基函数设置为 sym8 小波系;最优重构自适应低通滤波算法的影响因子 α 设置为 0.3;分解过程中添加辅助噪声标准差为 0.2,添加次数为 30;信号采样率设置为 2 000 Hz。选择 2 000 Hz 的采样率是依据几项航空发动机尾气静电监测领域类似的研究实践^[2,9,29]。根据奈奎斯特定理,这些研究建议采样率至少为信号中最高频率成分的 2 倍;实践表明信号中的故障频率分量远低于 1 000 Hz,因此 2 000 Hz 的采样率可确保准确的信号重建,而不会产生混叠。

2.2.2 降噪效果评价指标

本文采用信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)^[30-31],均方误差(Mean square error, MSE)^[32]及波形相似参数(Normalized correlation coefficient, NCC)^[33]3 种降噪评价指标对算法的降噪效果进行评估,其中 SNR 和 NCC 越大, MSE 越小,则该方法的降噪效

果越好;其定义为

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^N g^2(n)}{\sum_{n=1}^N (f(n) - g(n))^2} \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (f(n) - g(n))^2 \quad (14)$$

$$NCC = \frac{\sum_{n=1}^N g(n) f(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^N g^2(n)\right) \left(\sum_{n=1}^N f^2(n)\right)}} \quad (15)$$

式中: $g(n)$ 为原始无噪信号; $f(n)$ 为降噪信号。

2.2.3 结果与讨论

(1) 相同噪声水平下降噪效果对比

如图 3 所示,当高斯噪声 $n(t)$ 的标准差设置为 0.3 时,含噪信号经过 CEEMD 分解后共得到 9 个 IMF 分量和 1 个余项(用 Res 表示)。

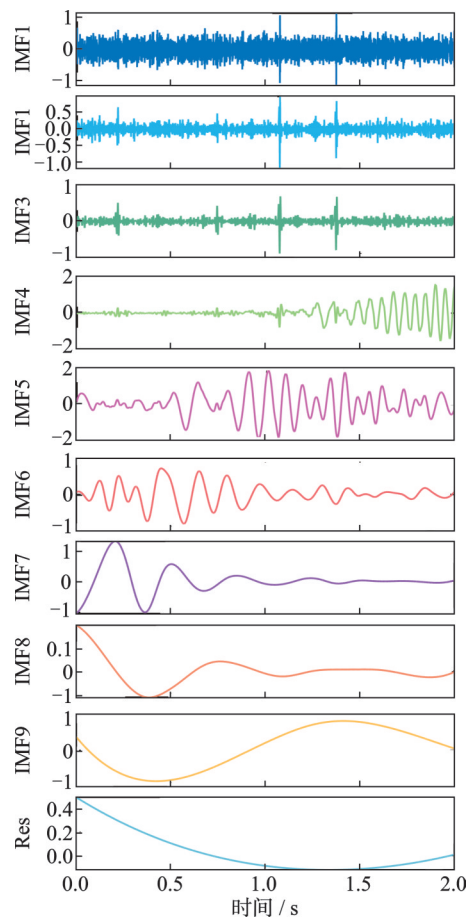


图 3 含噪仿真信号的 CEEMD 分解结果

Fig.3 CEEMD decomposition results of the simulated signal with noise

分别采用 WT、EMD 小波阈值降噪 (EMD+WT)、CEEMD 分解后进行排列熵计算并根据专家经验并舍弃前 2 个 IMF 高频分量 (CEEMD-IMF1-IMF2) 和本文方法,共 4 种方法对

信号进行降噪处理,得到降噪结果如图4所示。图4(a)为WT降噪的结果;图4(b)为EMD+WT降噪的结果;图4(c)为舍弃前两个IMF分量的降噪

结果;图4(d)为本文方法的降噪结果。当原始信号噪声比为11.48时,上述方法降噪后的信噪比分别为13.58、19.60、17.33和20.34。

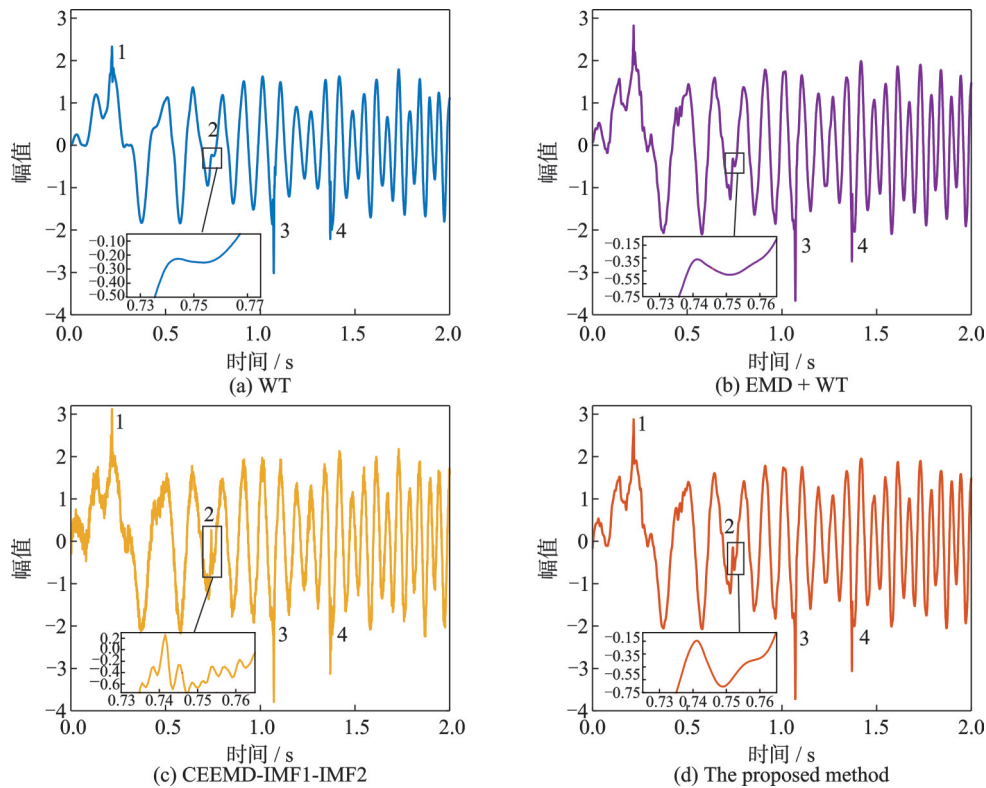


图4 4种降噪方法处理结果对比

Fig.4 Comparison results of four denoising methods

综合比较4种降噪方法对信号的处理效果,可以发现:在图4(a)中,WT降噪导致信号严重失真,信噪比最低,且从图中红色圆圈处的放大图可以看到实验中第2次故障信号几乎被直接滤除;在图4(b)中,EMD+WT降噪方法可有效去除大部分噪声并保留故障信号,与原信号相似度较高。但从红色圆圈标注位置显示其对于微弱故障信号显示效果不佳,说明该方法局部分辨率较低;从图4(c)中可以看出,经CEEMD分解后舍弃前两个分量的降噪方法信噪比较低,信号中含有大量噪声,存在导致高虚警率等风险;从图4(d)中可以看到,本文提出的信号降噪方法具有最高的信噪比,降噪后的信号虽然存在微小振荡,但保留了大部分有用细节信息,并且从图中可以看出其对第2次微弱故障信号的提取效果最好,说明该方法在提取微弱故障信号方面效果最显著。相较于前3种方法,本文方法降噪后信号的局部分辨率最高。

(2)不同噪声水平下降噪结果对比

对不同噪声水平下的4种降噪方法进行对比,通过在仿真信号中添加具有不同标准差的高斯噪声进行评估,相关指标见表1~3。其中, σ 为添加

的高斯噪声标准差, SNR_{in} 为原始含噪信号的信噪比。

表1 不同噪声水平下降噪后SNR结果对比

Table 1 Comparison of SNR results after denoising at different noise levels

σ	含噪信号 SNR_{in}	4种方法降噪后仿真信号的信噪比			
		WT	EMD+ WT	CEEMD- IMF1-IMF2	本文 方法
0.3	11.48	13.58	19.60	17.33	20.34
0.7	4.12	7.27	14.37	10.28	14.45
1.0	1.02	4.78	11.73	7.12	11.92
1.5	-2.50	2.32	8.52	3.53	8.61

表2 不同噪声水平下降噪后MSE结果对比

Table 2 Comparison of MSE results after denoising at different noise levels

σ	含噪信号 MSE	4种方法降噪后仿真信号的平均MSE			
		WT	EMD+ WT	CEEMD- IMF1-IMF2	本文 方法
0.3	0.088	0.054	0.014	0.023	0.011
0.7	0.481	0.233	0.045	0.116	0.044
1.0	0.982	0.412	0.085	0.241	0.083
1.5	2.211	0.728	0.179	0.550	0.174

表 3 不同噪声水平下降噪后 NCC 结果对比

Table 3 Comparison of NCC results after denoising at different noise levels

σ	含噪信号 NCC	4 种方法降噪后仿真信号的 NCC			
		WT	EMD+ WT	CEEMD- IMF1-IMF2	本文 方法
0.3	0.966	0.990	0.994	0.990	0.995
0.7	0.850	0.957	0.982	0.956	0.983
1.0	0.751	0.912	0.967	0.751	0.969
1.5	0.606	0.786	0.936	0.836	0.939

通过对比可以得出:本文所提降噪方法不但提高了 SNR,还成功将 MSE 控制在最小范围内。此外,本文方法处理后的信号波形 NCC 达到最高值,表明该方法在还原原始信号特征方面表现最优。因此,本文提出的降噪方法在降噪效果和性能指标方面均优于其他 3 种方法。

(3)降噪稳定性对比

为了对比 4 种降噪方法的稳定性,仿真信号每次随机生成 4 个故障,将各算法一共运算 10 次,通过变异系数来对比各方法之间的稳定性。变异系数(Coefficient of variation, CV)又称“标准差率”^[34],是统计学中衡量具有不同波动幅度的数据间离散趋势的指标,表示数据分散程度相对于均值的大小,其消除了单位和量级的影响,反映了数据的相对波动程度。在实验和测量中,变异系数较低

的组通常被认为稳定性更高,数据一致性好。变异系数的计算公式为

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \tag{16}$$

式中: σ 为数据的标准差, μ 为数据的均值。

图 5 展示了当 σ 为 0.3 时,4 种降噪方法的 SNR_{out}、MSE 和 NCC 值的箱线图 and 正态分布图。从图 5 中可以看出,本文方法在所有 3 个指标上都表现出较优的效果:在图 5(a)中,虽然本文方法的 SNR_{out} 分布范围不是最小的,但是其值是最高的,说明本文方法能够在降噪后保持较高的信噪比。在图 5(b)中,本文方法的 MSE 值最低,且分布范围较小,表明本文方法能够有效减少误差,保持较高的精度。在图 5(c)中,本文方法的 NCC 值最高,且分布范围最小,意味着本文方法在保留信号相关性方面表现最佳,结果稳定性高。

图 6 展示了 4 种降噪方法在不同噪声标准差($\sigma=0.3, 0.7, 1.0, 1.5$)下降噪结果的变异系数对比。从图 6 中可以看出,在噪声标准差为 0.3、0.7、1.0 和 1.5 时,本文方法的 SNR_{out} 和 NCC 变异系数均保持在较低水平,说明本文方法在不同噪声条件下具有较高的稳定性和一致性。对于 MSE 的变异系数,虽然本文方法的变异系数相比 WT 和 CEEMD-IMF1-IMF2 方法有所增加,但在所有噪声水平下均低于 EMD+WT 方法。

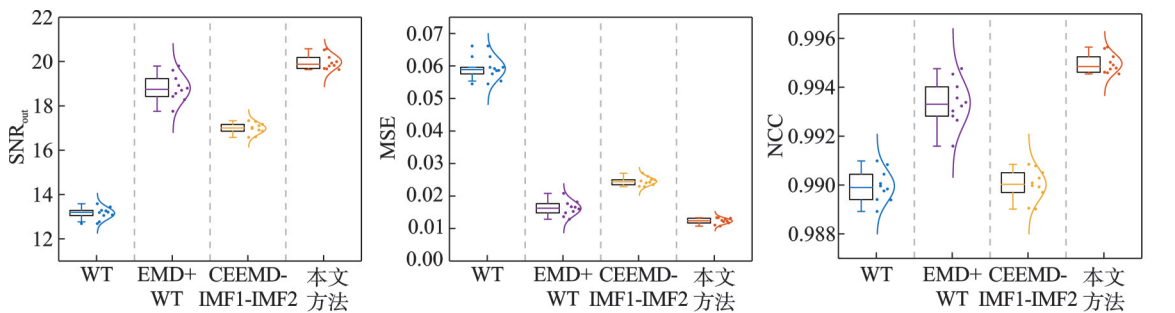


图 5 4 种方法不同降噪指标的箱线图和正态分布图对比($\sigma=0.3$)

Fig.5 Comparison of box plots and normal distribution plots for different denoising metrics of four methods ($\sigma=0.3$)

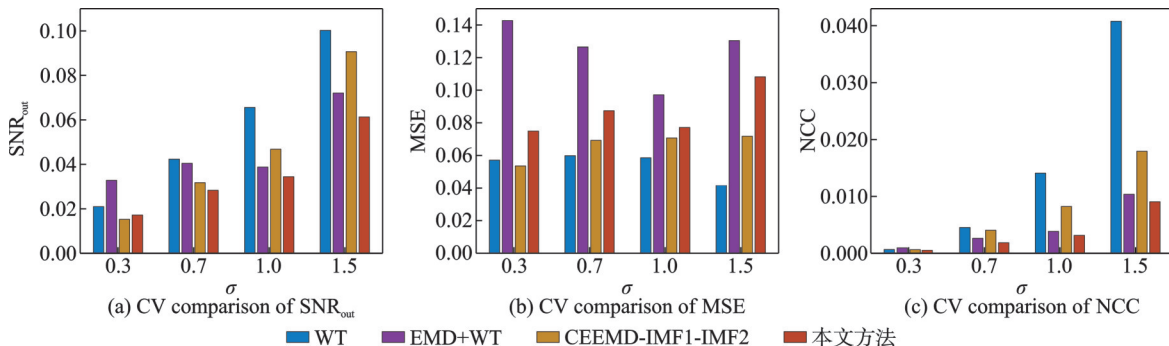


图 6 4 种方法在不同噪声下降噪结果的变异系数对比

Fig.6 Comparison of coefficient of variation of denoising results for four methods at different noise levels

综合来看,本文方法在各种噪声水平下均能保持较高的降噪水平和较低的变异系数,说明其在不同噪声环境下的降噪效果稳定可靠,具有更好的实用性和鲁棒性。

(4) 降噪耗时对比分析

在航空发动机尾气静电信号降噪的工程应用中,为了高效提取信号特征,通常使用1~2 s的采集数据进行信号降噪^[9,29]。本文以采集2 s的数据为单位样本,进行降噪耗时的对比分析。将4种算法随机运行10次,表4展示了4种降噪方法的计算耗时对比;图7展示了4种降噪方法计算耗时的变异系数对比。

表4 4种降噪方法计算2 s采样数据用时对比
Table 4 Comparison of computation time for 2 s sampling data among four denoising methods

方法	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
WT	0.001 6	0.000 1	0.001 4	0.001 6	0.001 9
EMD+WT	0.064 1	0.002 7	0.060 1	0.063 6	0.069 8
CEEMD-IMF1-IMF2	0.619 9	0.001 8	0.615 7	0.620 6	0.621 6
本文方法	0.622 1	0.001 9	0.618 8	0.622 4	0.625 3

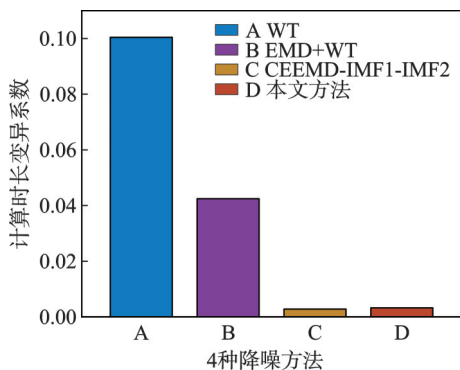


图7 Comparison of the coefficient of variation of computation time among the four methods

从表4中可以看出,WT的用时最少,而本文方法的用时最多。然而,相对于2 s的采样时长,本文方法的计算时间均值为0.622 1 s,最大值为0.625 3 s,其降噪计算耗时远小于采样耗时。此外,从图7的计算用时变异系数对比可以看出,本文方法的稳定性较好,相比EMD+WT方法更稳定。

从降噪时长、稳定性和降噪效果方面综合考虑,本文方法满足工程应用中在线监测的运算需求。

3 发动机实测故障静电信号降噪分析

在南京航空航天大学民航飞机健康监测与智能维护重点实验室的微型涡喷发动机试车台进行

模拟故障实验,旨在验证本方法对发动机气路静电信号的降噪能力。模拟故障试车台如图8所示,试车台主要由JT20型涡喷发动机、发动机控制装置、颗粒物注入装置、静电传感器、信号调理卡、采集卡和计算机组成。在实验中,通过颗粒注入装置向发动机尾气管道注入模拟故障颗粒,并由位于尾喷管延长管内的静电传感器监测尾气中的静电信号。

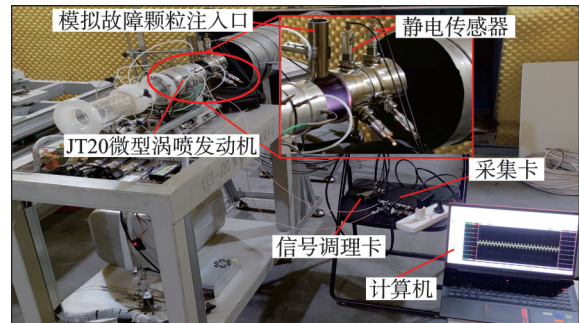


图8 涡喷发动机故障模拟试车台

Fig.8 Turbofan engine fault simulation test bench

微型涡喷发动机点火启动稳定运行后,依次注入不同量的故障颗粒,共进行了6次模拟故障注入实验,采样频率2 000 Hz,采样时间55 s,采集的原始信号如图9所示。从图9中可以观察到原始静电信号中包含了大量来自工作环境的背景噪声,其中第2次故障信号几乎被噪声淹没。

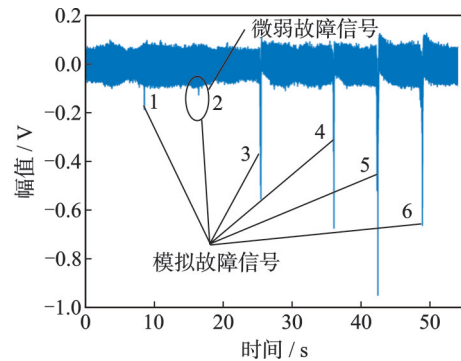


图9 原始静电信号

Fig.9 Raw electrostatic signals

通过本文方法对采集信号进行处理。经过CEEMD分解后,得到21个IMF分量及余项。图10展示了其中信息量比较丰富的前12个IMF分量。

对原始静电信号使用前文提到的4种方法进行降噪处理,降噪结果如图11所示。可以发现:(1)经过传统WT降噪,虽然成功去除了大量噪声,但该方法同样将小颗粒静电信号的细节全部滤除,导致信号失真严重,丢失了其他正常运行状态的静电信号细节,导致在后续故障诊断环节无法计算发动机尾气颗粒的事件率^[7]。(2)EMD+WT降

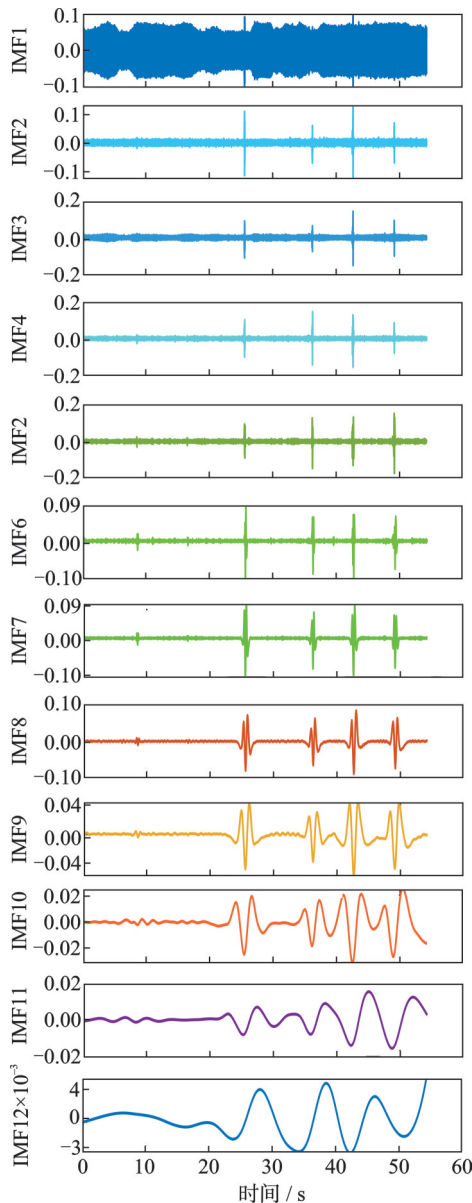


图 10 发动机静电信号经 CEEMD 分解后的前 12 个 IMF 分量

Fig.10 The first 12 IMF components of the engine electrostatic signal after CEEMD decomposition

噪方法可以去除大量噪声,能够大致观察到故障信号的轮廓,但在第 2 次微弱故障信号处对微弱信号的提取能力较弱,表明该方法存在局部分辨率不足的问题,导致在发动机出现故障前的异常状态信号细节的提取上效果较差,影响发动机故障预警能力。(3) 经过 CEEMD 分解并舍弃前两个 IMF 分量后,噪声仍然较大,在 4 种方法中降噪效果最差,这会导致故障诊断中的高虚警率等问题。(4) 本文提出的降噪方法对静电信号进行处理后,既可以直观地反映发动机正常静电信号波动又可以有效分辨故障信号。通过局部放大图可以看出,用本文方法降噪后第 2 次微弱故障信号特征最为明显。(5) 从图 11 可以看到,其他方法无法有效提取微弱故障信号,而本文方法能够清晰提取微弱故障信号。这

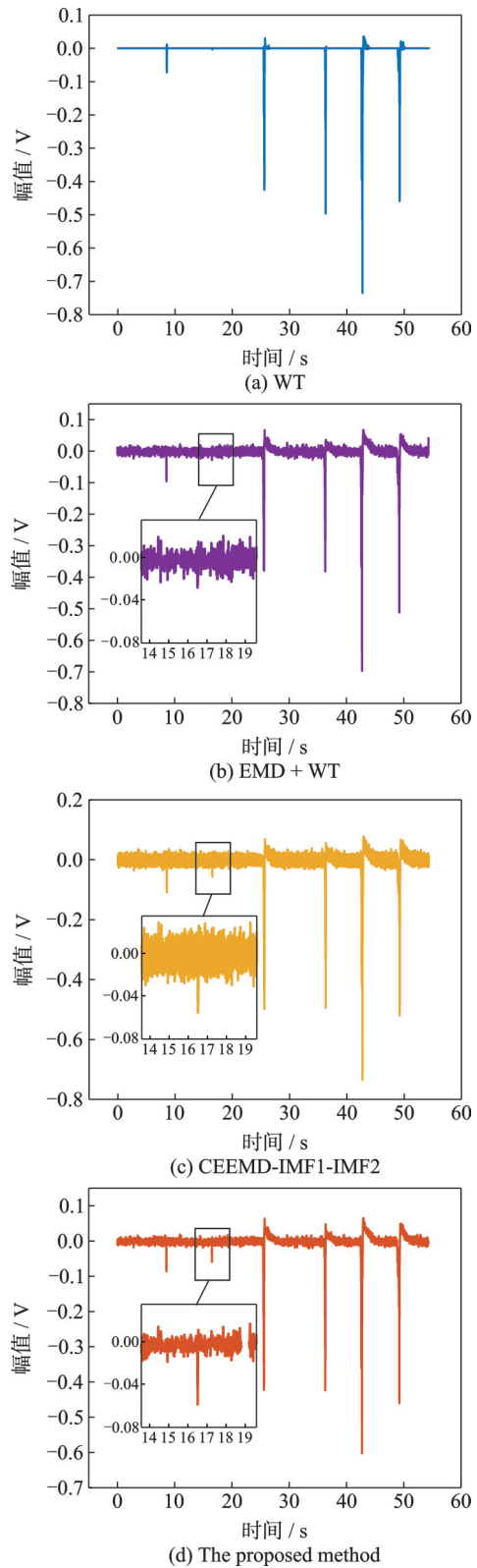


图 11 4 种降噪方法的实际应用结果对比

Fig.11 Comparison of application results of four denoising methods

表明在处理复杂的航空发动机信号时,本文所提方法在提取微弱故障信号方面表现出了更好的性能,这对于安全性、可靠性要求极高的航空发动机来说至关重要。

本方法既能较好地保留原始信号的特征和趋

势,又能最大化滤除信号中的噪声,使信号更加清晰、精确。可见,本文方法在提取信号有用成分方面的性能优于其他几种方法,具有良好的工程应用价值。

4 结 论

针对航空发动机静电监测信号具有间歇性、非线性、非平稳等难点,以及WT、EMD和CEEMD等传统降噪方法存在的不足,本文提出了基于IMF自适应滤波和小波阈值的联合降噪方法。该方法能够减小MSE、提高SNR和NCC,与传统降噪方法相比降噪效果最优。此外,本文提出的方法还可用于自动筛选IMF分量,避免了传统方法中需要先验知识、依赖专家经验的不足,有利于在工程应用中自动化部署。本文方法为静电监测技术在航空发动机故障诊断中的应用提供了研究基础和工程范例。

参考文献:

- [1] WEN Z H, HOU J X, ATKIN J. A review of electrostatic monitoring technology: The state of the art and future research directions[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2017, 94: 1-11.
- [2] YIN Y B, WEN Z H, GUO X. A novel method of Gas-Path health assessment based on exhaust electrostatic signal and performance parameters[J]. *Measurement*, 2024, 224: 113810.
- [3] POWRIE H, WANG L, WOOD R. Electrostatic monitoring of tribo-contacts: then and now[C]//*Proceedings of World Congress on Condition Monitoring (WCCM)*. London, UK: The British Institute of Non-Destructive Testing, 2017: 1-12.
- [4] TIAN Z H, LU P, GRUNDY J, et al. Charge pattern detection through electrostatic array sensing[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2024, 371: 115295.
- [5] TIAN Z H, WANG S C, MERK D, et al. Condition monitoring of pitting evolution using multiple sensing [J]. *Proceedings of the International Conference on Condition Monitoring and Asset Management*, 2020, 45(11): 3793-3805.
- [6] 付宇, 殷逸冰, 左洪福. 航空发动机尾气静电监测及其信号特性分析[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(2): 160-168.
FU Yu, YIN Yibing, ZUO Hongfu. Aero-engine exhaust electrostatic monitoring and signal characteristics analysis[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(2): 160-168.
- [7] 文振华. 基于静电感应的航空发动机气路监测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
WEN Zhenhua. Research on monitoring technology of aero-engine gas path based on electrostatic induction [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [8] 付宇, 殷逸冰, 冯正兴, 等. 融合静电信号和气路参数的发动机性能评估方法[J]. *推进技术*, 2019, 40(2): 449-455.
FU Yu, YIN Yibing, FENG Zhengxing, et al. A method for engine performance evaluation by fusing electrostatic signal and gas path parameters[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2019, 40(2): 449-455.
- [9] ZHONG Z R, ZUO H F, JIANG H. A nonlinear total variation based denoising method for electrostatic signal of low signal-to-noise ratio[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2022, 14(11): 1-10.
- [10] 蒋琇琇, 左洪福, 刘鹏鹏, 等. 航空发动机尾气静电信号去噪方法研究[J]. *科学技术与工程*, 2012, 12(28): 7298-7302, 7325.
JIANG Xiuxiu, ZUO Hongfu, LIU Pengpeng, et al. The research of aero-engine exhaust electrostatic signal denoising methods[J]. *Science Technology and Engineering*, 2012, 12(28): 7298-7302, 7325.
- [11] 殷逸冰, 文振华. 基于模态分量优化重构和稀疏表达的静电信号联合降噪方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(2): 196-204.
YIN Yibing, WEN Zhenhua. A joint method for electrostatic signal denoising based on mode functions optimized reconstruction and sparse representation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(2): 196-204.
- [12] 殷逸冰. 面向气路部件健康管理的静电监测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
YIN Yibing. Research on electrostatic monitoring technology for health management of gas circuit components[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2018.
- [13] GAO S Z, LI T C, ZHANG Y M, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on adaptive modified CEEMD and 1DCNN model[J]. *ISA Transactions*, 2023, 140: 309-330.
- [14] LI H, LI X, YANG Z, et al. Loaded coal-rock temperature denoising algorithm based on CEEMD and adaptive NIWT with NIWOA[J]. *Measurement*, 2024, 236: 115176.
- [15] 张子轩, 高丙朋, 魏晓鹏. 基于随机共振与CEEMD的滚动轴承微弱故障诊断[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2023(4): 46-49, 53.
ZHANG Zixuan, GAO Bingpeng, WEI Xiaopeng. Weak fault diagnosis of rolling bearings based on stochastic resonance and CEEMD [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2023(4): 46-49, 53.
- [16] 周涛涛, 朱显明, 彭伟才, 等. 基于CEEMD和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(23): 207-211.

- ZHOU Taotao, ZHU Xianming, PENG Weicai, et al. A wavelet threshold denoising method for fault data based on CEEMD and permutation entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(23): 207-211.
- [17] 王飞, 孙鹏飞. 基于VMD-LSSVM的扇区流量短期预测[J]. *南京航空航天大学学报*, 2023, 55(6): 1033-1043.
- WANG Fei, SUN Pengfei. Short term prediction of sector traffic based on VMD-LSSVM[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2023, 55(6): 1033-1043.
- [18] 殷逸冰, 文振华, 左洪福. 基于静电信号变分模态分解和随机森林的气路故障识别方法[J]. *推进技术*, 2023, 44(5): 292-304.
- YIN Yibing, WEN Zhenhua, ZUO Hongfu. Gas-path fault identification method based on electrostatic signal variational mode decomposition and random forest[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2023, 44(5): 292-304.
- [19] ZHENG X B, YANG Y, HU N Q, et al. A novel empirical reconstruction Gauss decomposition method and its application in gear fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 210: 111174.
- [20] 吴全玉, 张文强, 潘玲佼, 等. 一种结合自适应噪声完备经验模态分解和盲反卷积去除脑中眼电伪迹的新方法[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35(4): 720-729.
- WU Quanyu, ZHANG Wenqiang, PAN Lingjiao, et al. A new method for electrooculography artifact automatic removal based on CEEMDAN and BD in EEG signals[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2020, 35(4): 720-729.
- [21] LIU Y, LIU Z Z, BAI F, et al. The electrostatic induction characteristics of SiC/SiC particles in aero-engine exhaust gases: A simulated experiment and analysis[J]. *Aerospace*, 2024, 11(6): 481.
- [22] 谭善文, 秦树人, 汤宝平. Hilbert-Huang变换的滤波特性及其应用[J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2004, 27(2): 9-12.
- TAN Shanwen, QIN Shuren, TANG Baoping. The filtering character of Hilbert-Huang transform and its application[J]. *Journal of Chongqing University (Natural Science Edition)*, 2004, 27(2): 9-12.
- [23] WEN Z H, MA X J, ZUO H F. Characteristics analysis and experiment verification of electrostatic sensor for aero-engine exhaust gas monitoring[J]. *Measurement*, 2014, 47: 633-644.
- [24] WEN Z H, ZUO H F, PECHT M G. Electrostatic monitoring of gas path debris for aero-engines[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2011, 60(1): 33-40.
- [25] SUN H L, HE Z J, ZI Y Y, et al. Multiwavelet transform and its applications in mechanical fault diagnosis—A review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 43(1/2): 1-24.
- [26] 徐永勤, 高亚东, 李清龙. 基于小波变换和神经网络的直升机旋翼不平衡故障诊断方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2017, 49(2): 212-218.
- XU Yongqin, GAO Yadong, LI Qinglong. Imbalance fault diagnosis of helicopter rotor based on wavelet transform and neural network[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2017, 49(2): 212-218.
- [27] 杜修力, 何立志, 侯伟. 基于经验模态分解(EMD)的小波阈值降噪方法[J]. *北京工业大学学报*, 2007, 33(3): 265-272.
- DU Xiuli, HE Lizhi, HOU Wei. A study of wavelet threshold denoising based on empirical mode decomposition (EMD)[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2007, 33(3): 265-272.
- [28] ZHOU H, YAN P, YUAN Y F, et al. Denoising the hob vibration signal using improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and noise quantization strategies[J]. *ISA Transactions*, 2022, 131: 715-735.
- [29] LIU P P, ZUO H F, SUN J Z. The electrostatic sensor applied to the online monitoring experiments of combustor carbon deposition fault in aero-engine[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(3): 686-694.
- [30] HU Y J, OUYANG Y, WANG Z L, et al. Vibration signal denoising method based on CEEMDAN and its application in brake disc unbalance detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 187: 109972.
- [31] ZHI F, ZHANG Y, SUN J B, et al. A new method for detecting internal defects in composite materials based on time of flight[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 39(3): 314-325.
- [32] MA L J, YANG X G, GUO Y, et al. Lifelong learning based material delivery time prediction for helicopter assembly[J]. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 41(2): 147-157.
- [33] ZHAN L W, LI Z H, CHI J, et al. Fault size estimation of rolling bearing based on weak magnetic detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 192: 110230.
- [34] 杨森, 王恒迪, 崔永存, 等. 基于改进SSA的参数优化VMD和ELM的轴承故障诊断[J]. *机械传动*, 2023, 47(10): 162-168.
- YANG Sen, WANG Hengdi, CUI Yongcun, et al. Bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD and ELM with improved SSA[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2023, 47(10): 162-168.