

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108804

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^{*}

殷逸冰¹, 文振华²

(1. 青岛理工大学机械与汽车工程学院 青岛 266520; 2. 郑州航空工业管理学院航空发动机学院 郑州 450015)

摘要: 航空发动机静电监测技术表现出了较高的故障预警能力,但原始静电信号常包含较多噪声,为提高故障信息提取的准确性,必须对静电信号进行降噪处理。本研究首先介绍了静电监测技术的原理,分析了信号的噪声的来源和主要构成;针对静电信号耦合噪声滤除问题,引入了信号稀疏表达和经验模态分解理论,研究了模态分量的筛选依据和相关准则,并提出了一种基于模态分量优化重构和稀疏表达的联合降噪算法和具体流程;利用所提方法对涡扇发动机试车实验中采集的实际静电信号进行了降噪效果验证,并与其它方法进行了对比。结果表明本文方法在滤除随机噪声以及工频干扰的同时能更程度的保留有用异常颗粒信号,稀疏迭代次数在设置为20~50时均能够较好提取异常信号。

关键词: 航空发动机;静电监测;稀疏表达;信号处理;传感器

中图分类号: V231.25 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.99

A joint method for electrostatic signal denoising based on mode functions optimized reconstruction and sparse representation

Yin Yibing¹, Wen Zhenhua²

(1. School of Mechanical and Automotive, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China;

2. School of Aeroengine, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450015, China)

Abstract: The aero-engine electrostatic monitoring technology shows a high fault warning capability. However, the raw electrostatic signal usually contains unexcepted noise. To improve the accuracy of the information extraction, the electrostatic signal should be denoised. This study firstly introduces the principle of electrostatic monitoring technology and analyzes the sources and principal components of the noise. To address the problem of coupling noise filtering of electrostatic signal, the theories of sparse signal representation and empirical mode decomposition are introduced. The basis and criteria for mode functions selection are investigated, and a joint denoising algorithm and process based on the mode function optimized reconstruction and sparse representation are proposed. The actual electrostatic signal acquired in the turbofan engine test run is used to evaluate the denoising effectiveness of the proposed algorithm. Meanwhile, it is compared with other classic methods. The results show that the proposed method can effectively remove the random noise and power frequency interference while remaining the useful particle signal to a large degree. The abnormal signal can be extracted well when the number of sparse iterations is set from 20 to 50.

Keywords: aero-engine; electrostatics monitoring; sparse representation; signal processing; sensor

0 引言

气路部件是航空发动机核心部件,而发动机极端工作环境使气路部件容易发生故障和性能退化,因此必须

开展有效的状态监测。常规气路监测主要基于振动、压力、排气温度,但这些技术采集的是故障间接效应,且只有当气路部件已经发生故障时,才能在监测信号中有所反映,缺乏对早期故障的预警能力。近年来,静电监测技术由于被发现对发动机气路早期故障较为敏感,成为发

动机状态监测领域的研究热点^[1-3]。相较于常规手段,静电监测通过探测发动机尾气中静电水平变化反映尾气可能包含的故障产物,具有更强的故障感知能力。专家认为,静电监测技术在21世纪将成为重要的飞机健康管理工具技术^[4-6]。除了在气路部件监测中应用之外,静电监测技术因其高灵敏度,在油液磨粒监测中也表现出了较高潜力^[7-8]。在静电监测中,监测信号的处理是重要基础环节,保证了后续进行准确的特征提取和故障识别。由于复杂的采集环境容易引入其各类噪声,有用的故障颗粒信号在被噪声污染后,使得信号特征提取及分析受到严重的干扰,严重的影响监测效果^[9]。文献[10]提出静电信号噪声干扰分为工频干扰、高斯白噪声和小幅值随机脉冲干扰。

文献[10]研究了基于小波的静电信号去噪方法,该方法对随机白噪声具有一定的去除效果,但由于静电信号存在较多噪声成分,常使小波基函数的选择较为困难,而当小波基函数确定后,又影响去噪过程的灵活性。针对信号中的工频噪声干扰,李耀华等^[11]通过自适应滤波和独立成份分析进行信号去噪,发现基于独立分量分析的工频干扰消除方法比较有效,并且能够很好的保留其他频谱分量,但独立分量分析方法必须先验知识来预定义盲源数量,同样存在算法灵活性欠缺;蒋绣绣等^[12]利用实测静电信号研究了基于经验模态分解方法的去噪,研究表明基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法的静电信号综合去噪效果最为显著,对工频干扰和随机白噪声都有一定的效果;但单纯的EMD方法需要对本征模态分量(intrinsic mode function, IMF)分量进行重构,但是在选择合适的IMF时缺乏明确的指导原则,重构后信号可能丢失有用信息;在硬件去噪方面, FU等^[13]主要针对静电信号的特性对噪声进行了电路级滤波,开发了有源二阶低通滤波电路。在旋转机械信号分析领域,小波阈值、小波包分解、压缩感知等方法也常被运用在信号去噪领域中。

近年来,基于压缩感知理论的信号稀疏表达成为信号分析相关领域的研究热点,已经在图像、视频、医学等领域得到广泛的应用。稀疏表示在充分考虑信号特征的基础上,自适应选取数量最少的原子对信号进行表示,其具有对信号表示范围广、简洁等诸多优点^[14]。研究表明,机械故障信号具有稀疏性的特征,而噪声信号不具备,该方法正是利用这一特点,将原始信号进行投影,选取与有用信号最匹配的基函数,实现对有效信号的提取。气路故障早期的静电监测信号与机械故障信号类似,其有用信号,同样具有稀疏性的特征。然而,当背景噪声过于强烈时,会干扰有用信号稀疏表达去噪的效果,使得难以找到合适的稀疏迭代次数,造成信号的“欠表达”和“过表达”,严重影响去噪效果,并增加了原子匹配过程的计算量。

本文考虑了现有静电信号去噪方法的短板和静电信号所含噪声的特点,在引入稀疏理论基础,提出一种基于模态分量优化重构和稀疏表示的联合去噪方法。首先将原始信号进行EMD分解获取若干个IMF,随后依据信号固有特点,通过峭度准则和排列熵准则对IMF进行自适应优化重构,最后利用稀疏分解理论对重构的优化增强信号进行表达;用该方法分别对涡扇发动机台架试车实验实测信号进行测试得到了较好的效果。

1 静电监测技术原理简介

气路静电监测技术的基本原理是通过金属传感探头监测发动机尾气中含有的带电颗粒物。当传感器感应空间内经过了带电颗粒,传感器金属探极与带电粒子形成的静电场相互作用,引发探极内部电子流动,形成了感应电流,进一步通过测量电路和信号调理模块的处理转换,形成感应电压并输出,不同带电颗粒引发的输出电压不同,监测原理如图1所示。

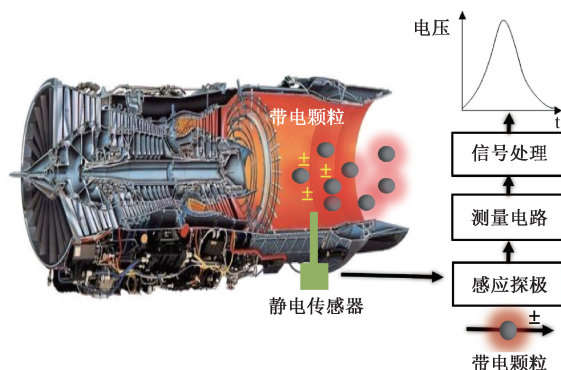


图1 静电监测原理

Fig. 1 Principle of electrostatic monitoring

当发动机处于正常工作状态,尾气环境的静电荷水平会保持在一定的正常范围内,而发生气路部件故障或性能严重退化时,会产生过量异常颗粒物随尾气排出,这些颗粒由于电子吸附作用、化学键断裂或摩擦而带上异常量值电荷,使尾气环境静电荷水平改变^[15]。静电传感器通过感知尾气静电荷水平的异常变化,将监测信号反馈给分析处理模块,进一步通过信号处理、特征提取和信息融合来评估当前发动机的健康状态,为维修决策提供有益的参考^[16]。

2 信号噪声分析

气路静电信号从发动机尾气环境中采集,噪声成分较为复杂,静电信号容易被湮没在强噪声下。关于噪声成分已经有相关的研究,主要噪声干扰可以分为工频干

扰、高斯白噪声和随机脉冲干扰。脉冲干扰在传统测试领域中,经常被认为是应该去除的,但尾气静电监测信号具有一定的特殊性。当气路部件发生故障时,会产生大量异常颗粒产物随尾气排出,带有大量电荷,这部分颗粒经过探极时,会引起静电监测信号的突变。这使得在去噪过程中有用信号易被误认为是脉冲干扰而受到影响,这一情况加大了静电信号降噪的难度。以往的研究中采用的方法容易影响到有用信号,从而导致信息丢失和故障特征提取不准确。值得注意的是,故障颗粒信号的脉冲宽度仍然比干扰脉冲更宽一些,保留了正弦波的一些特征,这保证了稀疏表示的可行性。

图2为某实际发动机试车时搭载的静电传感器所采集一段实测静电信号,从时域图中可以看出,信号在时域的幅值并不大,信号中含有大量的随机白噪声和一些脉冲尖峰。

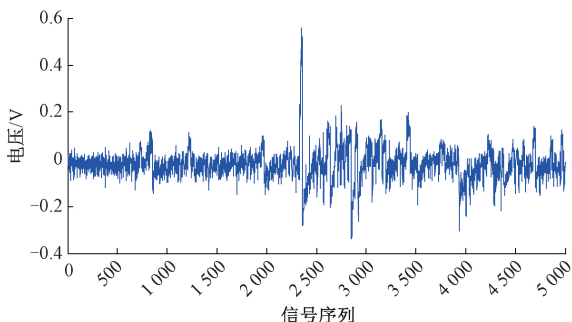


图2 典型试车静电信号

Fig.2 Electrostatic signal in one test run

图3为该静电信号的频谱。频域中包含了50 Hz工频干扰及其谐波分量,地面试车中有用颗粒信号在频域上主要集中在低频带,而白噪声使得信号频率成分遍布整个频率域。这几类噪声经过耦合将严重影响后续特征提取。随机噪声的频域系数不具备稀疏性,而有用信号在频域具有稀疏性质,这为有用信号的稀疏表达创造了客观条件。

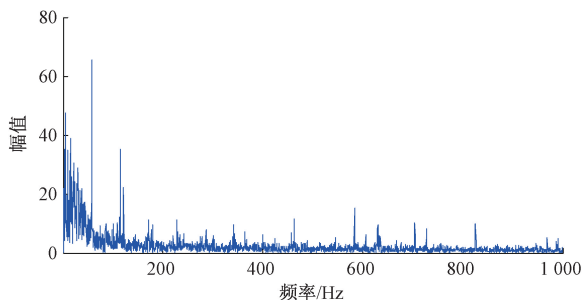


图3 试车静电信号的频谱

Fig.3 Frequency spectrum of electrostatic signal

3 算法原理

3.1 信号的经验模态分解

经验模态分解方法是一种非平稳信号的有效分析手段,主要思想是把一个时间序列的信号分解为不同尺度的IMF,分解出的各个IMF突出了数据的局部特征,对其进行分析可以更准确有效地把握原始数据的特征信息,它与小波分解具有本质差别,不需要预先设定基函数,根据数据自身的时间尺度特性给信号分解。

1) 假设 $x(t)$ 为输入信号,首先需要找到信号中极大值包络线 $e_+(t)$ 和极小值包络线 $e_-(t)$,计算平均包络线(上下包络均值)记为 $m_1(t)$,并计算 $m_1(t)$ 与原始信号差值,即:

$$x(t) - m_1 = h_1 \quad (1)$$

计算后得到的 h_1 如果满足 IMF 条件,那么第1个IMF分量是 h_1 。

2) 如果 h_1 与 IMF 条件不匹配,则将 h_1 作为输入信号分解,再次计算平均包络和 h_1 之差得到 m_{11} ,对 $h_{11} = h_1 - m_{11}$ 进行判断,判断其是否满足 IMF 条件,如果不满足则重复步骤1)。假设当进行到第 k 次后满足条件,得到 $h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$,使 h_{1k} 满足条件,即 $c_1 = h_{1k}$ 。

3) 将 c_1 从 $x(t)$ 提取后可以得到:

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (2)$$

重复步骤1)和2),获取下一个满足条件分量 c_2 ,直到无法再提取符合条件的IMF,总共循环 n 次

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (3)$$

即得到多个IMF分量和残差,即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N IMF_i + r_n \quad (4)$$

式中: r_n 为信号残差。

3.2 基于噪声信号特点的IMF筛选分析和准则

基于EMD分解可将有用静电信号和噪声信号进行分离和重构,但是如何筛选出合适的IMF进行重构需要考虑,这将决定有用信号的获取效果。考虑根据信号和噪声的经验特征作为筛选依据,基于峭度准则和排列熵准则综合选择合适的IMF作为重构基本成分。

1) 排列熵准则

EMD分解本身存在一定的模态混叠的现象,这就导致分解后的有用信号和随机噪声仍可能混叠在某个IMF中,导致有用信号被强随机噪声干扰。基于此特点,排除掉包含强随机成分的IMF很有必要,考虑选择排列熵(permutation entropy, PE)准则作为筛选IMF的依据。Christoph等根据信息熵的概念,对信息熵进行推演和数学演化,得到一种新的度量指标—排列熵,当某一个时间

序列中的随机成分越大,PE 的值越大,反之,PE 值越小。当某个 IMF 中随机成分占主要,其排列熵值将明显高于其他分量,有用成分占主要的 IMF 的排列熵更小。排列熵算法的计算方法如下:

首先对输入信号 Y 进行空间重构:

$Y =$

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(i) & x(i+\tau) & \cdots & x(i+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N-(m-1)\tau) & x(N-(m-2)\tau) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, τ 是延迟时间, m 是嵌入维数。对重构后的矩阵再次排列,按照升序规则可得:

$$\{x(i + (j_1 - 1)\tau) \leq x(i + (j_2 - 1)\tau) \leq \cdots \leq x(i + (j_m - 1)\tau)\} \quad (6)$$

其中, $j_1, j_2, \dots, j_m$ 为列索引。

对于任意一个序列 $X(i)$ 都会有一组符号序列,即 $S(l) = j_1, j_2, \dots, j_m$, 式中 l 取值可以从 1 取到 $N - (m-1)\tau$, m 维相空间映射不同的符号序列总共有 $m!$ 种,必有 $N - (m-1)\tau \leq m!$; 计算每一种符号序列出现的概率组成概率集合,则此时 $X(i)$ 的 $N - (m-1)\tau$ 种不同排列的熵值可以按照信息熵定义为: 计算 $m_1(t)$ 与原始信号差值,即:

$$H_p(m) = - \sum_{j=1}^{N-(m-1)\tau} P_j \ln P_j \quad (7)$$

当 $P_j = 1/m!$ 时, $H_p(m)$ 就达到了最大值 $\ln(m!)$ 。对 $H_p(m)$ 进行归一化处理:

$$0 \leq H_p = H_p / \ln(m!) \leq 1 \quad (8)$$

排列熵值的大小代表输入信号的随机程度,熵值越大,随机噪声成分越多;可通过计算不同 IMF 分量的排列熵,剔除排列熵最大的 IMF,以排除随机噪声占比较大的 IMF,达到降低随机噪声的目的。

2) 峭度准则

由于静电信号在气路故障发生时常探测到异常带电颗粒,因此在时域形成了典型的冲击特征,而峭度是检测时域冲击的敏感指标,因此考虑使用峭度准则筛选 IMF,保留故障颗粒信号。峭度是反映随机变量分布特性的数值统计量,是数据的归一化 4 阶中心矩:

$$K_v = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \right)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \right)^2 \right)^2} \quad (9)$$

式中: X_i 是输入信号的序列。

峭度对冲击类的信号敏感,无故障时静电信号主要成分为随机噪声,其正态分布的峭度系数约等于 3; 当故

障颗粒逐渐增多时,引发静电信号的冲击响应,平均峭度值增加较快。可以推断出,峭度值越大说明这些 IMF 分量中包含有更多的冲击成分,对这些分量进行重构,则合成的信号峭度值会明显提高,包含的故障特征信息越多、故障特征越明显。在发动机尾气静电监测中,由于颗粒静电信号在时域中具有明显的冲击特征,需要更能表征冲击性的高峭度 IMF 来重构,因此考虑筛选出峭度值排名前三的 IMF 作为重构成分,基本包含了大部分具有冲击特征的颗粒信息。

3.3 基于正交匹配追踪的信号稀疏表达

稀疏表示去噪理论认为有用信号具有某种固定特征,可认为有用信号是含噪信号中的稀疏成分,而噪声具有很强的随机性质,并不可以看成是稀疏成分。鉴于此特点,可通过对含噪声信号的稀疏表达逼近干净目标信号。这项研究中使用经过排列熵准则和峭度准则筛选后的 IMF 进行信号重构,重构信号基本包含了绝大部分的有用信号,降低了随机噪声成分,具有比原始信号更加稀疏的特征。将重构作为稀疏表示的输入信号,理论上能够有效减少稀疏表示过程的计算量和计算时间,并得到更高的信噪比。稀疏表示过程的数学描述如下,假设存在集合 D 为:

$$D = \{d_i; i = 1, 2, \dots, N\} \quad (10)$$

其中,元素 d_i 是集合 D 的单位矢量,共有 N 个,张成一个希尔伯特空间 H , 设此希尔伯特的空间位数为 L 维,则有 $L \leq N$, 字典中的 d_i 称为原子,其二范数等于 1 (通常原子的二范数皆为 1), 而集合 D 通常称为冗余字典 (也有称之为过完备原子库)。各个构造过程中的参数 i 和 N 各不相同,信号长度等于 N 时均可在字典中选取原子进行线性表达即:

$$s \approx \sum_{\gamma=1}^k \alpha_{\gamma} d_{\gamma} \quad (11)$$

其中, d_{γ} 是被选择的最佳匹配原子, α_{γ} 是匹配原子的合成系数, k 是选取原子的总数量。可用图 4 来形象表示稀疏表达的原理, α 是原子对应系数所组成的向量,有突出的色块表示非零系数,其他系数则全部为 0。

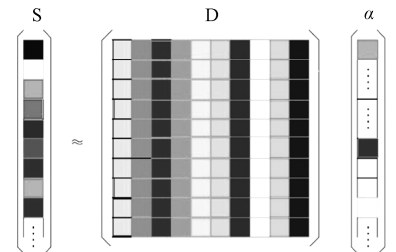


图4 信号稀疏表达原理

Fig. 4 The principle diagram of the sparse representation

当冗余字典选定后,则需要找到信号的最稀疏表示,这个过程可以用下面这个最优解问题表达,其数学公式为:

$$(P_0): \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ subject to } y = D\alpha \quad (12)$$

$\|\alpha\|_0$ 是 l_0 范数,其大小表示了分解后的稀疏程度,该值越小说明信号越稀疏。由于静电信号采集时采样率较高,考虑计算量的问题,本研究采用更高效正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)贪婪算法进行信号逼近。重构后的静电信号和噪声的关系可以表示如下:

$$y = s + w = D\alpha + w \quad (13)$$

其中, s 代表干净的静电信号, w 代表随机噪声污染,且 y, s, w 均为一维向量。进一步,可以用 β 表示噪声的系数向量,则带噪的信号可以稀疏表示为:

$$y = s + w = D(\alpha + \beta) \quad (14)$$

由于噪声在字典上的分解系数 β 并不稀疏,非零系数遍布,而有用信号在字典上的稀疏分解系数是稀疏的,只存在 K 个非零系数,通过带噪信号在字典上分解,仅选取前 K 个大系数值,用 K 个大系数对应的原子的线性组合逼近干净信号,达到噪声消除的目的。

3.4 联合去噪算法和流程

综上,本文提出了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,具体流程如下:

- 1) 确定输入信号 y , 进行直流分量去除,消除传感器的零点漂移;
- 2) 对 y 进行 EMD 分解,得到若干个 IMF;
- 3) 设置排列熵计算的窗口长度,以窗口长度为间隔对每个 IMF 进行排列熵滑动计算,得到对应的排列熵序列;计算每个 IMF 分量的平均排列熵;
- 4) 找出将平均排列熵最大的 IMF 分量,将其从 IMF 集合中剔除;
- 5) 对剩余的每个 IMF 进行峭度计算,得到单个 IMF 的峭度值;
- 6) 对 IMF 的峭度值进行排序,选出平均峭度值前 3 位的 IMF 分量作为重构成分;
- 7) 将筛选出的 IMF 相加,得到重构信号 y_1 , 作为稀疏分解的输入信号;
- 8) 构建稀疏分解完备字典 D , 设置信号稀疏表示的基本参数和终止条件,稀疏度(等于循环迭代次数)为 K , 初始残差 $r_0 = y_1$, 原子索引集合 $t_l = []$, 初始支撑集合 $T = []$, 初始分解系数向量 $\alpha = 0$, 初始迭代数 $l = 1$, 开始信号稀疏表示过程;
- 9) 在原子库中寻找与信号内积最大的最佳匹配原子 d_{i_l} , 获取对应的原子索引 i_l 。
- 10) 将最佳匹配原子与已选择的原子进行施密特正

交化,将正交化后的原子 u_l 加入支撑集合 T , 更新原子索引集合 t_l , 更新系数向量 α_l ;

11) 计算迭代信号在当前匹配原子方向上的投影,并计算投影与信号的新残差 r_l ;

12) 当前迭代若不满足迭代终止条件则重复步骤 8)~10), 若满足则使用分解系数表示信号,完成稀疏表示过程,最后得到的残差代表噪声信号。

4 去噪实例

4.1 监测实验

本节通过涡扇发动机台架实验中所采集到的真实信号对所提的算法进行验证。图 5 是实验采集环境,实验所使用的 WSE-01 型自研静电传感器被嵌入式安装在低压涡轮后端约 30 cm 处的尾喷管管壁上。



图 5 去噪算法流程

Fig. 5 Photographic view of electrostatic sensor installation

图 6 所示是上述某涡扇发动机试车静电搭载实验中所采集的一段实测原始气路静电信号。

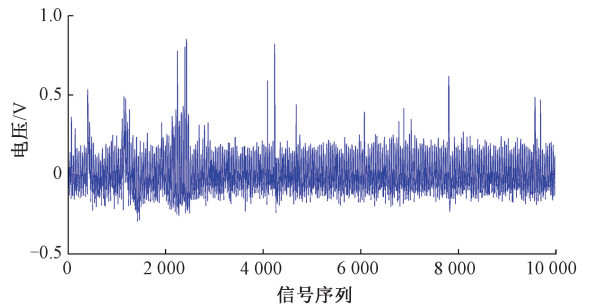


图 6 原始静电信号

Fig. 6 The raw electrostatic signal

4.2 基于 IMF 优化重构的信号分解与重构

从图 6 中可以看出,实测信号随机噪声干扰严重,并且伴随有大量的小幅脉冲尖峰,导致有用颗粒信号的脉

冲受到干扰,影响后续的特征提取。此外,经过快速傅里叶变换分析后发现,信号中也包含了严重的工频干扰噪声。根据本研究所提方法,首先直接基于 EMD 方法进行信号分解,获取得到原始信号的 8 个 IMF 分量。计算结果如图 7 所示,在得到各 IMF 后,通过排列熵准则 IMF 进行筛选。根据算法设置,设置排列熵计算窗口长度为 200 个数据点,对每个 IMF 进行滑动计算。计算结果如图 8 所示。

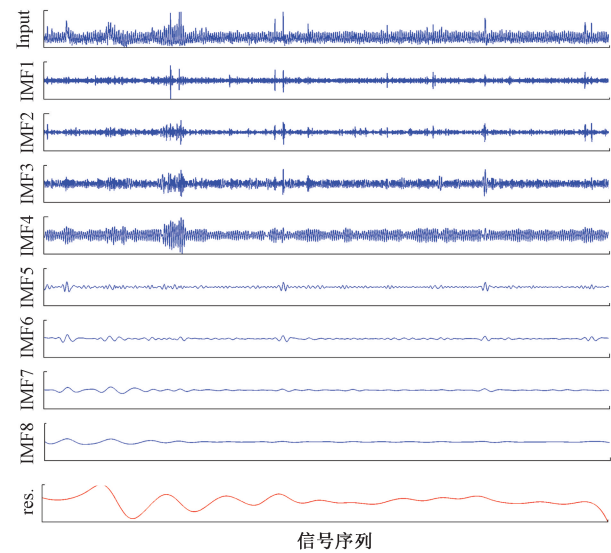


图 7 EMD 分解结果
Fig. 7 The result of EMD

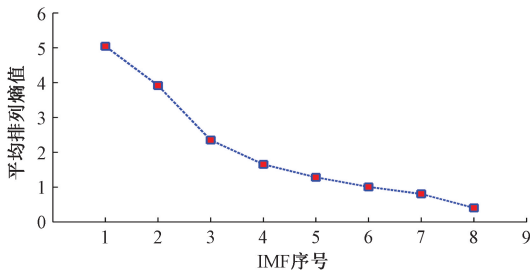


图 8 各 IMF 的平均排列熵
Fig. 8 The average permutation Entropy of IMF's

计算结果表明,IMF1 的排列熵均值高于其他的 IMF。一般来说,EMD 将信号由高频向低频逐步分解,因此前面的 IMF 包含了大量的随机噪声。根据本算法设置,在原 IMF 集合中剔除 IMF1 成为新的 IMF 集合,继续通过峭度准则对新的 IMF 集合进行中每个 IMF 进行峭度值计算,进一步得到每个 IMF 峭度值序列如图 9 所示。根据每个 IMF 峭度的计算结果,可以选取新集合中的峭度值排名前三的 IMF (即原 IMF 集合中的 IMF2、IMF6、IMF7) 进行信号重构。经过优化筛选后的重构增强信号如图 10 所示。

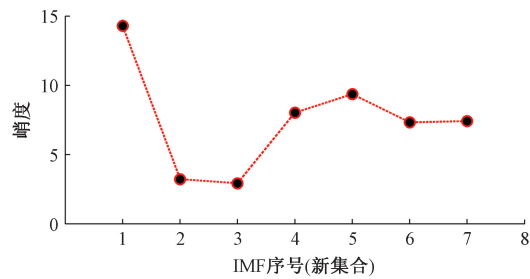


图 9 新集合中各 IMF 的峭度值
Fig. 9 The kurtosis of new IMF set

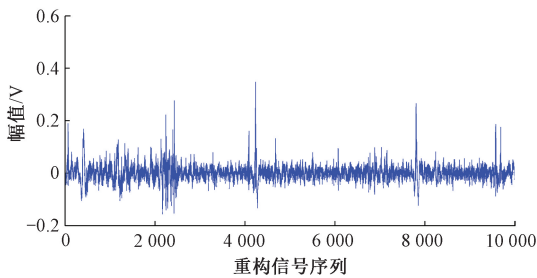


图 10 重构增强信号
Fig. 10 The reconstructed enhanced signal

优化重构信号虽然颗粒脉冲信号幅值降低,但是相对于整体幅值具有更加突出的冲击特征,大脉冲信号基本被保留,随机白噪声干扰的幅值也明显被削弱。

图 11 对比了重构信号和原始信号峭度和排列熵值。经过重构后的信号峭度值明显增加,排列熵值降低,表明有用信号被显著增强。

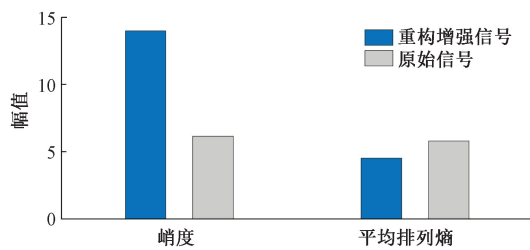


图 11 原始信号和重构增强信号的峭度和平均排列熵
Fig. 11 The kurtosis and mean PE of the raw signal and the reconstructed enhanced signal

4.3 基于稀疏表示的信号降噪和不同方法对比

将重构信号作为稀疏表示的输入信号,在构造过完备字典后开始稀疏表示过程。在实际去噪过程中,分别设置稀疏迭代次数 $K=20,30,50$ 。图 12~14 分别是对重构信号进行不同迭代次数的稀疏分解所得到的去噪结果及对比。

为了与本文所提出的方法进行对比,分别基于 EMD 分解后的 IMF 直接重构,小波分解降噪方法对原始信号

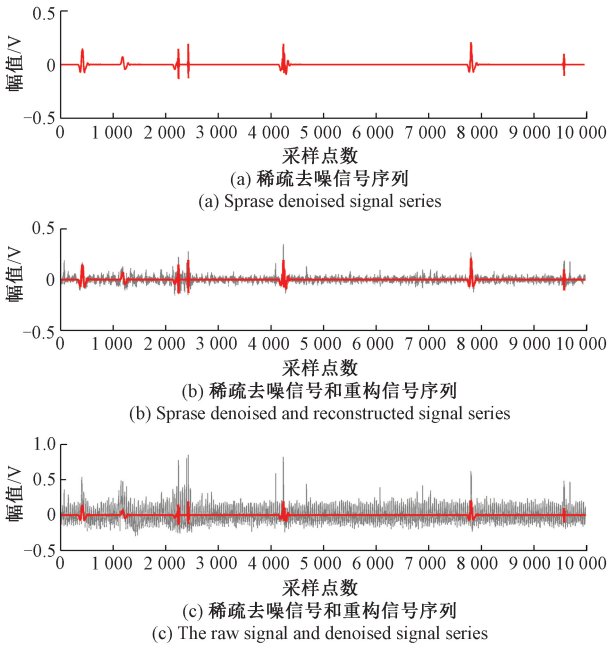


图 12 $K=20$ 时的去噪信号
Fig. 12 The denoised signal with $K=20$

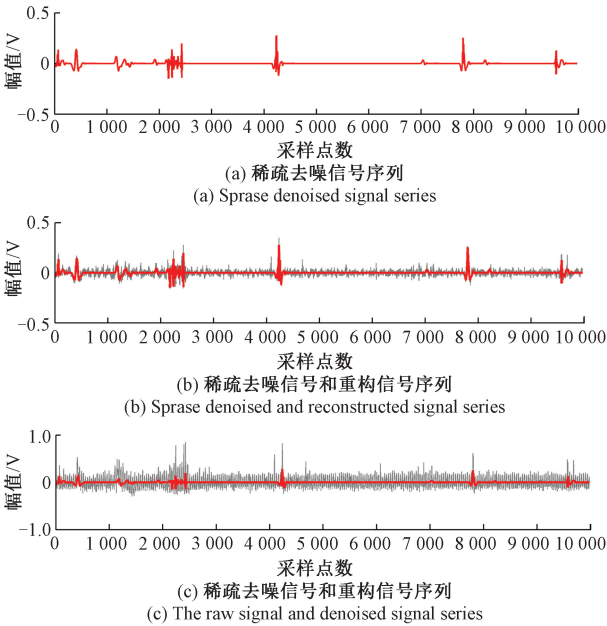


图 13 $K=30$ 时的去噪信号
Fig. 13 The denoised signal with $K=30$

进行处理,其中小波设为 db6 小波,分解层数设为 5,其去噪结果与本文方法对比如图 15 所示。

从图 15 中可以看出,基于 IMF 直接重构的方法虽然保留了异常信号的脉冲细节,但是无法去除随机干扰信号,仅仅是降低了其幅值。小波分解的方法对随机干扰的滤除效果比 EMD 方法更好,但是丢失了一些幅值处于

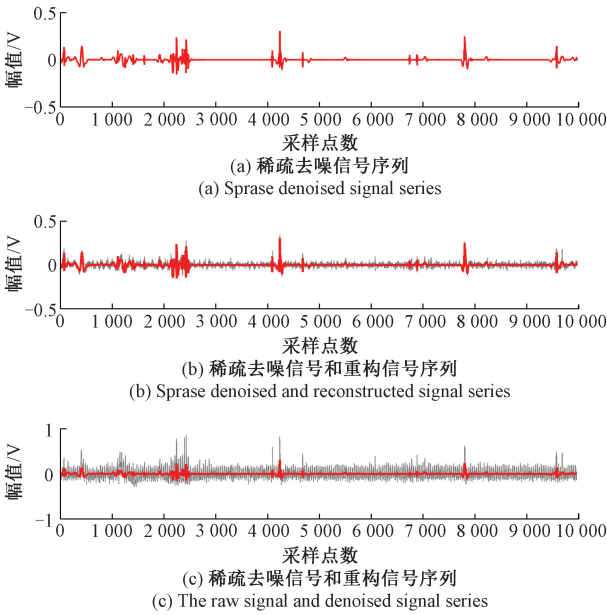


图 14 $K=50$ 时的去噪信号
Fig. 14 The denoised signal with $K=50$

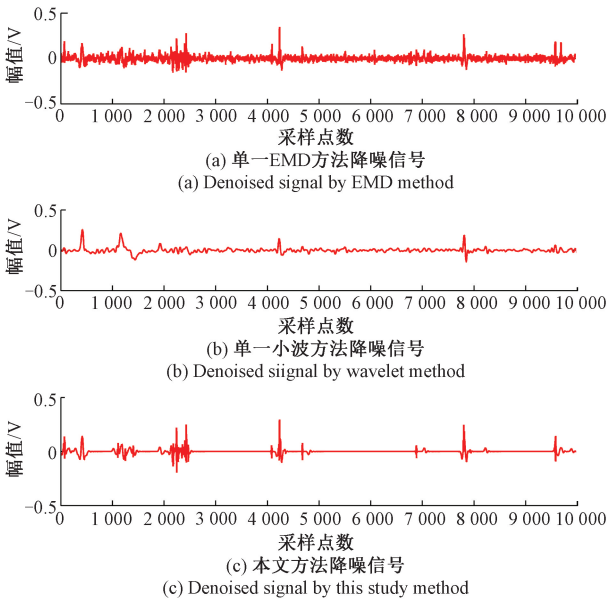
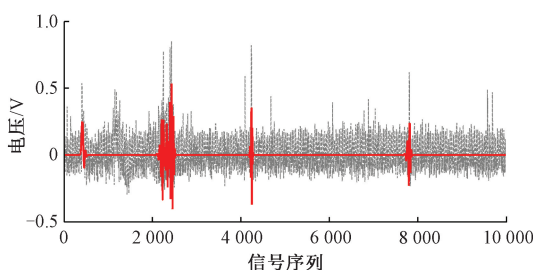
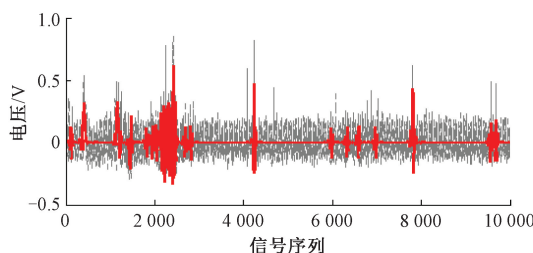
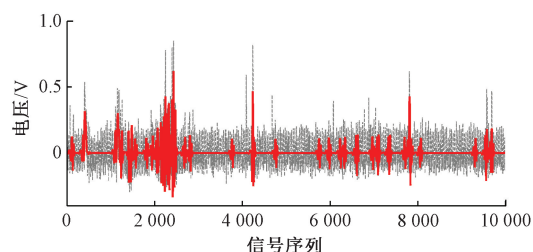


图 15 本研究、EMD、小波去噪的结果
Fig. 15 The denoised signal with $K=30$, the enhanced signal and the raw signal

中位的脉冲,这些丢失的脉冲有可能是带电较弱的颗粒信号。对比本文提出的方法和前两种方法,本研究方法明显具有更高的信噪比,在完全滤除了随机噪声的同时也兼顾了有用颗粒信号的保留,也更具有优势和更高的灵活性。继续对原始信号直接进行稀疏表示去噪,同样分别设置迭代分解次数条件 $K=20$ 、 $K=30$ 、 $K=50$ 。进行,图 16~18 分别是对重构信号进行不同迭代次数的稀疏表示所得到的去噪结果。

图 16 未优化重构的稀疏表达去噪信号($K=20$)Fig. 16 The denoised signal by sparse representation ($K=20$) without the optimized reconstruction图 17 未优化重构的稀疏表达去噪信号($K=30$)Fig. 17 The denoised signal by sparse representation ($K=30$) without the optimized reconstruction图 18 未优化重构的稀疏表达去噪信号($K=50$)Fig. 18 The denoised signal by sparse representation ($K=50$) without the optimized reconstruction

从图 16~18 中可以看出,在同为 $K=20$ 时,直接采用稀疏分解方法的去噪结果相较于本文方法存在着“欠表达”问题,在 8 000 点和 10 000 点附近的大脉冲颗粒信号直接被丢失,而在 2 000 点左右,在脉冲信号的基础上又引入了高频的随机噪声和信号“毛刺”;在 $K=30$ 和 $K=50$ 时,直接稀疏表达的方法存在着“过表达”的问题,在 6 000 点至 8 000 点的范围内,引入了很可能是随机信号的“伪颗粒信号”,这将会使后续颗粒信号特征提取受到极大干扰,在后续工程应用时会导致虚警率的提高;与 $K=20$ 时类似,也在 2 000 点脉冲基础上引入了高频随机噪声。相较于直接稀疏分解的去噪方法,本文方法对迭代的合适次数范围更加包容,后续通过计算时间统计,所

提出的方法在 K 次数设定相同的情况下,耗时更短。对比分析后可认为,本文提出的去噪方法具有优势。

5 结 论

本文提出了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,通过实验中所采集到的静电信号,对所提算法进行验证。结果表明:

1) 在信号稀疏表达前对信号主要成分进行增强是十分必要的,基于排列熵准则和峭度准则的模态分量选取的重构能够有效帮助颗粒信号得到相对增强;

2) 相较于信号去噪领域的传统方法,本文所提的基于模态分量优化重构和稀疏表达的联合去噪方法能够帮助我们得到更高的信噪比;通过该方法,原始静电信号背景中包含的高斯白噪声以及工频干扰噪声能够进行被有效的去除。

3) 本文所提出的方法在稀疏迭代次数选择上的包容度更佳,相较于对信号直接稀疏去噪的方式,本文方法能够在相当大的迭代范围内保持去噪效果的稳定性和去噪灵活性,同时计算耗时更短,这为静电监测技术后续工程化的应用提供了有力的支撑。

参考文献

- [1] POWRIE H E G, FISHER C E. Engine health monitoring: Towards total prognostics [C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 1999: 1112-1123.
- [2] POWRIE H E G, FISHER C E. Monitoring of foreign objects into the intake of a gas turbine aero-engine [C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 1999: 907-920.
- [3] FISHER C E. Gas path debris monitoring-a 21st century PHM tool [C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2000: 403-410.
- [4] 殷逸冰, 左洪福, 冒慧杰, 等. 航空发动机进气道静电传感器空间模型解析及感应信号影响因素实验分析 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 795-803.
YIN Y B, ZUO H F, MAO H J, et al. Spatial model analysis of aero-engine inlet electrostatic sensor and experimental study on influence factors of charge-induced signal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 795-803.
- [5] FISHER C E. Gas turbine condition monitoring systems-An integrated approach [C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2000: 633-641.
- [6] FISHER C E. Data and information fusion for gas path debris monitoring [C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2001: 825-839.
- [7] 钟志荣, 左洪福, 郭家琛, 等. 基于阵列式静电传感器

- 的颗粒带电量估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(7):80-90.
- ZHONG ZH R, ZUO H F, GUO J CH, et al. An estimation method of particle charge based on array electrostatic sensors [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(7):80-90.
- [8] 王奕首, 吴迪恒, 朱凌, 等. 滑油磨粒在线传感技术研究进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 73-83.
- WANG Y SH, WU D H, ZHU L, et al. Progress on on-line sensing technology for wear debris in lubricant[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3):73-83.
- [9] POWRIE H E G, NOVIS A. Gas path debris monitoring for F-35 joint strike fighter propulsion system PHM[C]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2006: 314-322.
- [10] 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 ZH H. Aero-engine gas path monitoring technology based on electrostatic induction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2009.
- [11] 李耀华, 左洪福, 文振华, 等. 航空发动机气路颗粒静电监测技术模拟实验[J]. 航空学报, 2009, 30(4): 604-608.
- LI Y H, ZUO H F, WEN ZH H, et al. Simulated experiment of aircraft engine gas path debris monitoring technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 604-608.
- [12] 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 X X, ZUO H F, LIU P P, et al. The research of aero-engine exhaust electrostatic signal denoising methods[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(28):7298-7302,7325.
- [13] FU Y, ZUO H F. Recognition for change-point of aero-engine components based on projective transformation[J]. Information Technology Journal, 2014, 13(2): 347-352.
- [14] LI G, LIU X, TANG J, et al. De-noising low-frequency magneto telluric data using mathematical morphology filtering and sparse representation[J]. Journal of Applied Geophysics, 2019, 172:103919.
- [15] WEN Z, HOU J, 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.
- [16] YIN Y B, CAI J, ZUO H F, et al. Experimental investigation on electrostatic monitoring technology for civil turbofan engine[J]. Journal of Vibro-Engineering, 2017, 19(2):967-987.

作者简介



殷逸冰, 2012 年于上海工程技术大学获得学士学位, 2018 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为青岛理工大学讲师, 主要研究方向为航空发动机状态监测和故障诊断。

E-mail: yinyibing1992@163.com

Yin Yibing received his B.Sc. degree from Shanghai University of Engineering Science in 2012, and received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. He is currently a lecturer at Qingdao University of Technology. His main research interests include aero-engine condition monitoring and fault diagnosis.



文振华 (通信作者), 2009 年获得南京航空航天大学博士学位, 现为郑州航空工业管理学院航空发动机学院教授, 硕士生导师, 主要研究方向为航空发动机状态监测、故障诊断与系统健康管理。

E-mail: zhenhuawen@zua.edu.cn

Wen Zhenhua (Corresponding author) received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2009. He is currently a professor and a master advisor in the School of Aeroengine at Zhengzhou University of Aeronautics. His main research interests include aero-engine condition monitoring, fault diagnosis, and system health management.