

一种基于稀疏分解的静电信号去噪方法

付 宇¹, 殷逸冰², 左洪福²

- (1. 中国民航大学 航空工程学院, 天津 300300;
2. 南京航空航天大学 民航学院, 南京 211106)

摘 要: 介绍了发动机静电监测技术的原理,对静电监测信号的复杂噪声成分和类型进行分析,总结了以往经典去噪方法的不足。针对静电信号复杂噪声滤除问题,提出了一种基于稀疏分解理论的静电信号去噪方法。分析了基于稀疏分解的静电信号去噪方法流程;以所构建仿真信号和实测试车静电信号作为分析对象,利用所提方法进行了去噪分析与实例验证,并与其他经典方法的去噪效果进行了对比。结果表明:基于稀疏分解的静电信号去噪方法具有很高的灵活性,能对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有效地去除,同时能够对于有用脉冲信号的成分进行保留,针对复杂静电信号去噪问题具有良好的应用效果。

关 键 词: 静电监测; 稀疏分解; 传感器; 信号处理; 去噪

中图分类号: V231.25

文献标志码: A

Denoising method for electrostatic signal based on sparse decomposition

FU Yu¹, YIN Yibing², ZUO Hongfu²

- (1. College of Aeronautical Engineering,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. College of Civil Aviation,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The principle of engine electrostatic monitoring technology was introduced. The complex noise components and types of electrostatic monitoring signals were analyzed. The shortcomings of classical denoising methods were summarized. For the complex noise filtering problem of electrostatic signals, a denoising method based on sparse decomposition was proposed. The process of denoising method based on sparse decomposition was analyzed. The simulation signal and the electrostatic signal of real test vehicle were taken as the analysis objects, and the denoising analysis was carried out by using the proposed method. Compared with the example verification and the denoising effect of other classical methods, the results show that the electrostatic signal denoising method based on sparse decomposition has high flexibility, and can effectively remove the Gaussian white noise and power frequency interference noise contained in the signal background, and retain the components of the useful pulse signal. It has a good application effect on the complex electrostatic signal denoising.

收稿日期: 2018-03-01

基金项目: 中央高校基本科研业务费(3122016A004)

作者简介: 付宇(1984—),男,讲师,博士,主要研究方向为航空发动机状态监控与故障诊断方向。

引用格式: 付宇,殷逸冰,左洪福.一种基于稀疏分解的静电信号去噪方法[J].航空动力学报,2018,33(11):2573-2582. FU Yu, YIN Yibing, ZUO Hongfu. Denoising method for electrostatic signal based on sparse decomposition[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(11): 2573-2582.

Key words: electrostatic monitoring; sparse decomposition; sensor; fault diagnosis; denoising

航空发动机运转时,各个部件所处的环境十分恶劣,高温高压高转速的工况使得气路部件往往处于高负荷运转,随着工作时间的增加,各部件的性能将发生退化,进一步使得发动机的整体性能发生退化^[1]。除了自身性能退化之外,发动机气路部件本身故障也是影响飞机正常运行的隐患。因此发动机气路部件的状态监视对于飞机运行安全性极其重要^[2-5]。传统的航空发动机气路监测技术主要从发动机性能参数监测出发,侧重于尾气排气温度、转速、压力等气路热力学参数,但此类状态监测方法的弊端在于其不具备一定故障预警能力,只有当发动机部件接近失效边界或已然失效时,上述参数故障信息才能在监测信息中反映出来,无法在线预警。20世纪70年代,能够反映故障早期预警能力的航空发动机尾气静电监测技术因其实时、在线、视情能力而成为国外研究机构研究热点。该技术能够实现对航空发动机尾喷管气路环境荷电水平的在线持续监测,为后续故障诊断以及性能监控实现提供部件或系统工作中所包含的性能或状态信息,为发动机的状态监测提供了全新的技术手段。

在新型静电监测技术中,静电监测信号是信息获取的源头,后续信息获取的基础是对静电信号进行数据分析或者特征提取。因此,对静电信号的分析是监测过程及后续故障判别过程中最重要的环节^[2]。已有的研究发现,发动机尾气静电信号由于各类干扰噪声夹杂等原因,信噪比较低,且有用信号通常较为微弱,常常湮没在强噪声背景中。其有效成分易被噪声干扰污染,这将会对后续的信号特征提取及分析产生严重的干扰,从而可能影响静电监测的监测效果。因此,寻找一种静电信号去噪的有效方法十分必要,能够保证静电监测技术在实际应用过程中取得最好的监测效果。

在之前的研究中,文振华等^[6]主要针对对静电信号的特性展开了硬件滤波相关研究,对静电信号原始噪声进行了电路级滤波,后续开发了有源2阶低通滤波电路。但是,仅仅采用硬件滤波对于气路静电信号的处理来说并不足够。为了保证气路静电信号后续特征提取的准确性和有效性以及故障判别的准确挖掘信息,需要在信号深度分析及特征参数提取之前采用软件滤波的方式将信号中的噪声及干扰有效地滤除。针对静电信号软

件降噪处理的问题,目前也已有较多文献开展了此方面的相关研究。针对信号中最常见的工频干扰及随机白噪声问题,主要方法有自适应滤波器、小波去噪理论、数字陷波器、独立分量分析、小波包去噪、经验模态分解方法、神经网络等^[7-14]。数字陷波器滤波法适用于对静电信号工频干扰进行去除;自适应滤波器的缺陷在于其较差的稳定性和滤波收敛;经验模态分解方法进行滤波时,常常伴随着模态混叠;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,小波基函数的选择较为困难,而当小波基函数确定后,又影响到算法的灵活性,这些问题都影响着静电信号的去噪效果。

近年来,基于稀疏分解的信号分析方法因其具备范围广、表示方法简洁灵活、表示能力强等诸多优点成为相关领域的研究热点,应用在信号去噪领域具有良好的效果。信号稀疏分解是一种较为新型的信号分析方法,其原理是根据静电信号的本身特性来对信号进行处理。本文则提出了一种基于稀疏分解理论的静电信号去噪方法,分别对构建的含噪声的仿真信号、静电监测实验实测信号、发动机尾气实际信号进行分析,通过与其他方法的对比验证了稀疏分解算法的实用性和良好的去噪能力。

1 发动机气路静电监测技术原理

气路静电监测技术的原理是基于静电感应的物理原理,航空发动机的尾气成分复杂,由氮氧化物、碳氧化物气体、大量带电的碳烟颗粒物和因燃烧化学反应产生的游离电子、离子共同组成。这些气体或颗粒之间存在着剧烈的相互作用,使得排放物中的颗粒大都带上一定量值的电荷。当尾气中的带电颗粒经过静电传感器,使得静电传感器探极上发生电子流动从而产生感应电流,经过信号调理过程后静电传感器将输出电压信号给后端采集设备,气路静电监测原理如图1所示。

当发动机发生气路部件故障(如烧蚀掉块、燃烧室富油积炭、叶尖与机匣碰摩等)时,气流通道则会包含相应特征的异常颗粒物,这些颗粒由于电子吸附作用或摩擦而带上异常量值电荷,静电传感器实时捕捉此类异常电荷变化,将监测到的信号反馈给计算机的分析处理模块,通过信号处

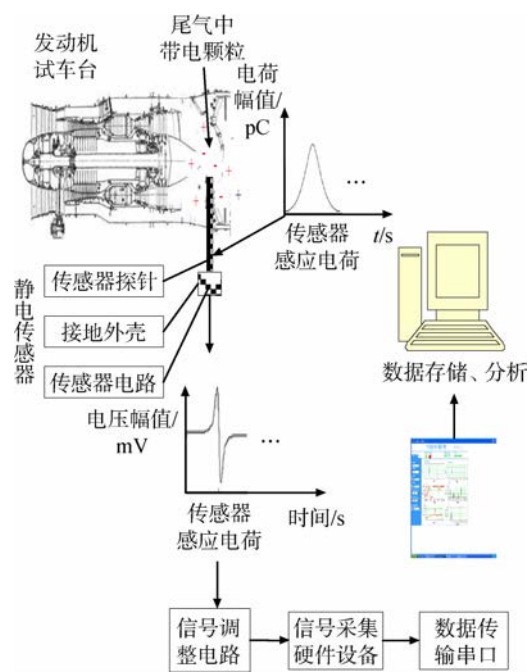


图 1 航空发动机气路静电监测原理

Fig. 1 Principle of aero-engine electrostatic monitoring

理和特征提取,信息融合后评估当前发动机的健康状态,反馈给工程技术人员,以便后续做出有效的视情维修决策,确定当前状态的修理级别,保证运营的高效性和安全性。

2 静电信号噪声分析

气路静电信号来源于航空发动机尾气环境,其成分复杂且噪声大,静电信号属于湮没在强噪声环境下的信号。关于静电信号中的噪声成分已经有相关的研究,根据已有的文献[15]可知主要噪声干扰可以分为工频干扰、白噪声和脉冲干扰。

其中脉冲干扰在传统信号测试领域中,通常被认为是噪声,但尾气静电监测信号有其特殊性,不能简单绝对的将静电监测信号中的脉冲判为噪声信号,因为存在以下这样的情况:例如当气路部件发生故障时,可能会有大颗粒带有大量电荷的故障产物,这部分产物经过探极时,可能就会引起较大脉冲,这部分颗粒的速度很快,因此表现的波形就是窄而高的脉冲波形,后续的信号处理不能够将此类噪声暴力去除。因此,这一情况加大了静电信号处理的难度,以往的研究中基本忽略了这一点。

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静电信号,从图中可以看出,信号在时域的幅值并不大,信号中含有大量的随机噪声和一些脉冲尖峰,并可能包含了工频干扰。

图 3 为该静电信号的频谱图,可以从图中看

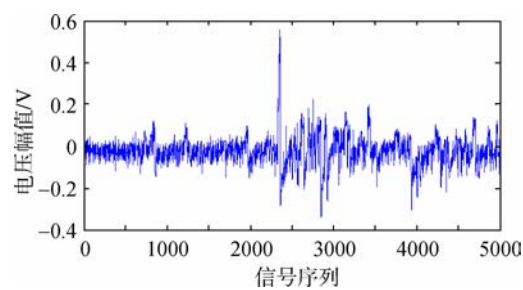


图 2 某次试车采集的静电信号

Fig. 2 Electrostatic signal in one test run

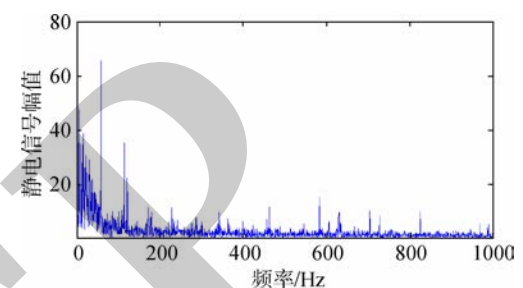


图 3 静电信号频谱

Fig. 3 Frequency spectrum of electrostatic signal

出,地面试车中静电信号在频域上主要集中在低频带,此外有几个突出的频率集中在 50 Hz 工频及谐波的倍频,而背景噪声造成频率分布在整个频率域,这将会影响后续对静电信号的特征提取。

3 基于稀疏分解的静电信号去噪原理

本节从去噪原理入手,简单介绍现有的稀疏分解去噪模型及相关算法[16]。稀疏分解的去噪应用原理在于:信号具有的某种固定特征可认为是含噪信号中的稀疏成分,而噪声有明显特点,具有很强的随机性质,并不可以看做是稀疏成分,鉴于此特点,此方法即是用含噪声信号的稀疏表达逼近干净目标信号。

稀疏表示过程,其过程的数学描述如下,假设存在集合 D 为

$$D = \{d_i; i = 1, 2, \dots, N\} \tag{1}$$

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)[15]。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

$$s \approx \sum_{\gamma=1}^k \alpha_{\gamma} d_{\gamma} \tag{2}$$

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 来形象地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, 其他系数则全部为零。

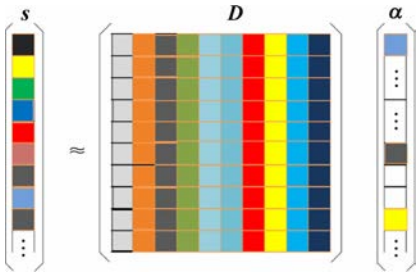


图 4 稀疏分解原理图

Fig. 4 Principle diagram of sparse decomposition

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

$$(P_0): \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \text{ subject to } y = D\alpha \tag{3}$$

其中 $\|\alpha\|_0$ 是 l_0 范数,其大小表示了解后的稀疏程度,该值越小说明信号越稀疏。

常见的稀疏分解逼近算法有基追踪法(basis pursuit, BP)。由于静电信号本身在进行采样时采样频率较高,因此获得的信号量巨大,如果采用基追踪算法对信号进行分解,则计算量过大且耗时长,因此本文采用正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)贪婪算法进行信号逼近^[16-17]。

具体 OMP 算法流程如图 5 所示。

静电信号和噪声的关系可以表示如下:

$$y = s + w \tag{4}$$

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,设各向量的长度相等且长度为 M 。假设干扰噪声为均值为零,方差为 σ^2 的随机干扰,下式表达了该带噪信号的稀疏分解:

$$y = s + w = D\alpha + w \tag{5}$$

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

$$y = s + w = D(\alpha + \beta) \tag{6}$$

基于 OMP 算法的静电信号稀疏去噪算法的流程如图 6 所示。采用构造混合原子库的方法进行稀疏分解,原子库生成的方法在本文中不再赘述。

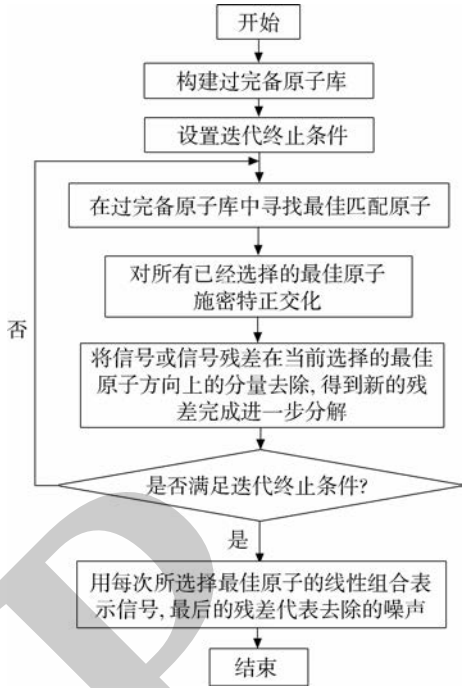


图 5 OMP 算法原理

Fig. 5 Principle of OMP algorithm

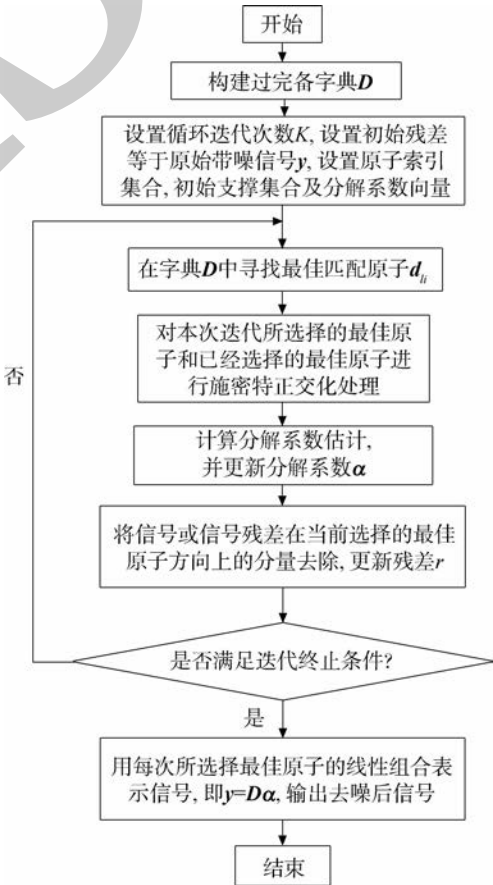


图 6 基于 OMP 算法静电信号去噪流程

Fig. 6 Denoising process of electrostatics signal based on OMP algorithm

4 去噪实例分析

4.1 仿真信号去噪分析

静电信号的噪声成分在前面小节中已经进行了分析,本节将对两种经典的去噪方法和基于稀疏分解去噪方法的去噪性能进行仿真实验,通过信号去噪评价指标来对不同方法的静电信号去噪方法的效果进行评判与对比分析。首先构造仿真带噪静电信号。

仿真带噪静电信号的构建需要综合考虑,仿真信号中的有用信号设置为一组组合信号,见式(7),以仿真信号在内采集 600 点的数据作为原始信号。

$$x_1(t) = \sin(4t) + \sin(9t) \tag{7}$$

利用 MATLAB 构造高斯白噪声,选择以标准差为 0.4 的白噪声为例,即向原始无噪声静电信号中加入标准差等于 0.4 的高斯白噪声。利用三角波脉冲函数构造两个信号的突变脉冲点,位于 150 和 300 采样点处,同时加入原始无噪静电信号,这里的突变脉冲点在静电信号分析中很可能是有用信号,不认为是噪声信号。合成的信号如图 7 所示。

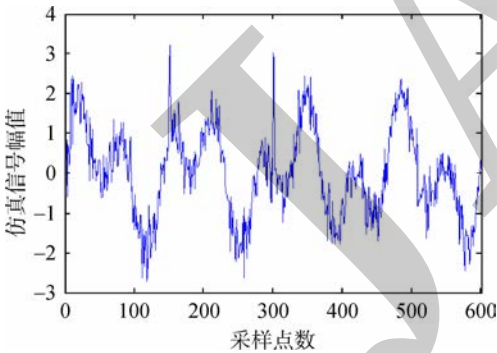


图 7 带噪仿真信号

Fig. 7 Simulated signal with noise

首先采用小波分析方法对仿真带噪信号进行滤波去噪,选取‘db8’型小波进行带噪信号的分解,分解层数设置为 2 层和 4 层,分解后对分解得到的多个信号进行合成重构。去噪后的结果分别如图 8 和图 9 所示,图 8(a)、图 9(a)为原始信号,图 8(b)、图 9(b)为去噪后的信号,图 8(c)、图 9(c)为信号去噪的残差。

从图 8、图 9 可知,仿真信号中的脉冲信息能够保留,但是脉冲信号的幅值衰减较为严重。除脉冲信号点外,此方法对高斯白噪声的去噪效果不佳,曲线不够平滑,去噪后的信号中仍然保留了

较多噪声信号的“毛刺”特征。信号的残差序列的波形基本呈高斯白噪声的波形,但在 300 点处发生了跳变,原因是 300 点处的脉冲信号幅值衰减得较为严重。图 9 为采用 db8 型小波进行 4 层分解后的软阈值去噪方法的去噪效果图,此去噪方法对高斯白噪声具有良好的去噪效果,但是去噪后的曲线出现了“过平滑”特点,信号中脉冲突变点的特征被完全去除干净,脉冲突变信息完全丢失。从残差序列中也可以看出,残差在 150 点和 300 点处的跳变较大,可能去除了有用信号。

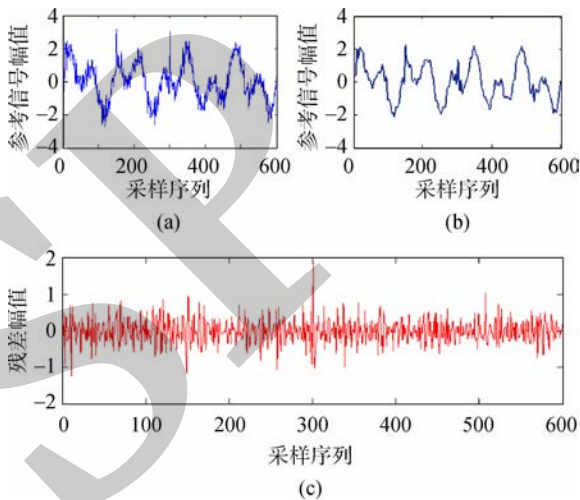


图 8 db8 型小波去噪结果(分解层数为 2)

Fig. 8 Denoising result of db8 wavelet (level is 2)

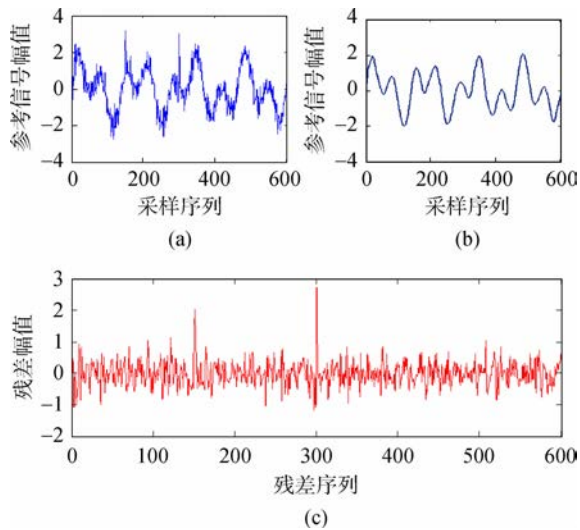


图 9 db8 型小波去噪结果(分解层数为 4)

Fig. 9 Denoising result of db8 wavelet (level is 4)

继续采用经验模态分解(EMD)方法对含噪仿真信号进行分解,分别选取第 5~7 个 IMF(intrinsic mode function)低频分量和第 2 个 IMF、

4~7 个 IMF 分量进行重构,结果如图 10 和图 11 所示。经过重构后的信号随机脉冲噪声得到了很好的滤除,但是信号发生了畸变,不仅体现在幅值的畸变上,而且丢失了脉冲细节的信息当加上第 2 层的脉冲信号细节后,去噪信号的脉冲细节信息得以保留,但幅值仍然有衰减。EMD 方法通过分解后重构进行去噪,此方法的“掣肘”在于对静电信号的成分需要有先验知识才能获知提取哪几个 IMF 分量,以获得想要的去噪效果。

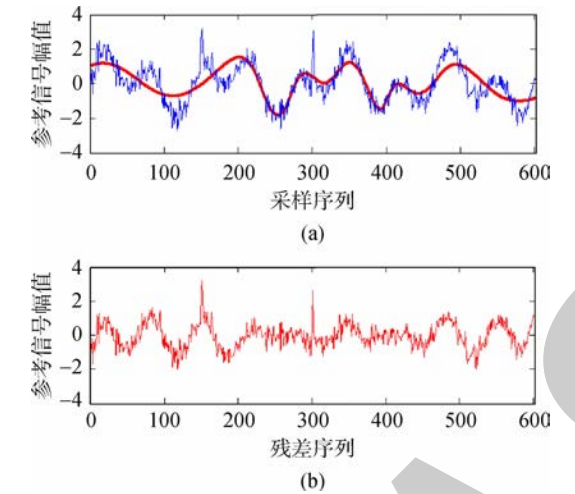


图 10 5~7 层 IMF 分量重构结果

Fig. 10 Reconstitution result of IMF 5-IMF 7

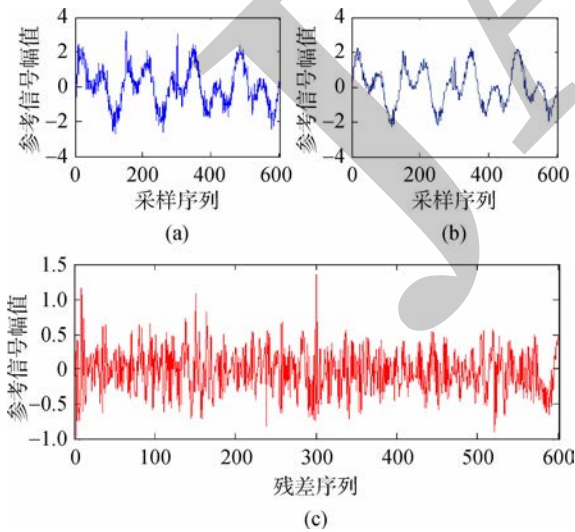


图 11 第 2、4~7 层 IMF 分量重构结果

Fig. 11 Reconstitution result of IMF2,IMF4-IMF7

对信号进行基于 OMP(orthogonal matching pursuit)方法的稀疏分解去噪,设置完备原子库为 DCT(discrete cosine transform)、小波字典、随机字典的混合原子库,设置迭代次数 K 分别为 10、20、30 次,比较不同迭代次数下稀疏分解算法

对信号的去噪效果。最终的去噪图形分别如图 12、图 13 和图 14 所示。

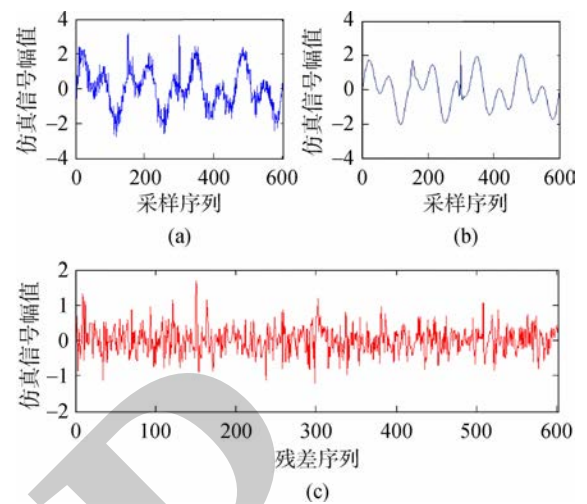


图 12 $K=10$ 时稀疏分解算法去噪结果

Fig. 12 Denoising result of sparse decomposition when $K=10$

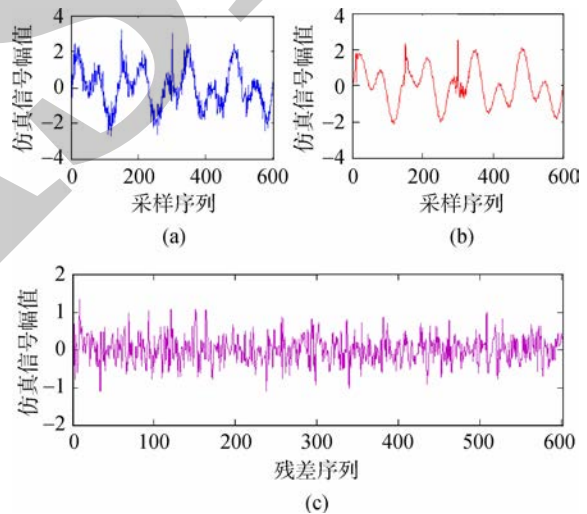


图 13 $K=20$ 时稀疏分解算法去噪结果

Fig. 13 Denoising result of sparse decomposition when $K=20$

根据图 12~图 14 中的结果,可以知道:稀疏分解去噪方法在 3 种迭代次数的情况下的去噪效果均十分良好,信号中随机噪声均被有效去除。从去噪后波形来看,信号中的脉冲突变信息均被很好地保留下来,信号没有发生畸变且幅值变化不大。从时域波形上看,相比较于小波方法和 EMD 方法,稀疏分解去噪方法更具有优势和较高的灵活性。对不同迭代次数的去噪效果进行纵向对比,可以发现,当迭代次数越多时,信号中的脉冲突变信息与原始信号的相似性越大,越能够得

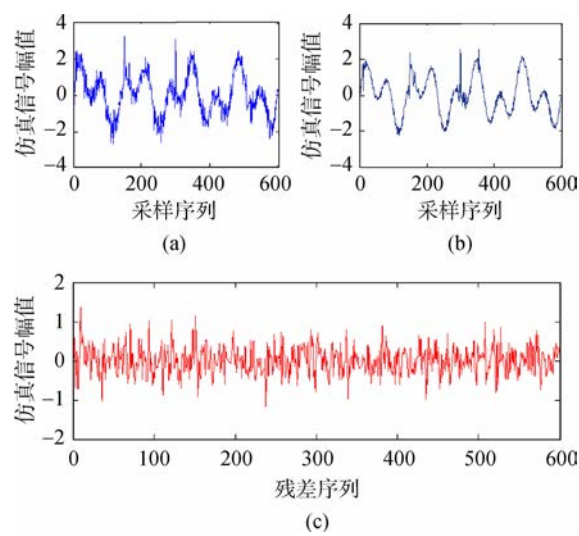


图 14 $K=30$ 时稀疏分解方法去噪结果

Fig. 14 Denoising result of sparse decomposition when $K=30$

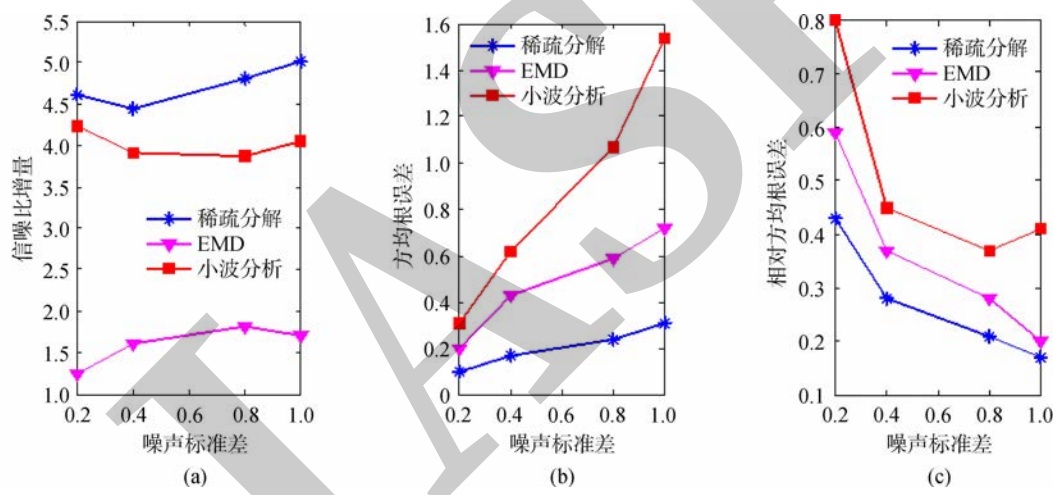


图 15 去噪效果评价指标

Fig. 15 Denoising effect evaluation indicators

均根误差去噪性能评价指标上,稀疏分解和 EMD 算法略优于小波分析去噪方法。

4.2 实测信号去噪实例

除仿真信号去噪实验之外,需要用实测静电信号来对本章所述稀疏分解算法进行信号去噪分析。如图 16 所示是某涡扇发动机试车静电搭载实验中所采集的一段实测试车气路静电信号。涡扇发动机试车环境和数据采集环境参见文献 [14],是首次在国内所开展的静电监测搭载实验。

从图 16 中可以看出,实测的静电试车信号的随机脉冲噪声干扰十分严重,伴随有大量的“毛刺”噪声,在时域上影响了静电信号的波形。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。

到保留,但随之引入了一些毛刺,相较于迭代次数少时的去噪波形,信号的平滑性变差。3 种迭代次数遗留能量百分比分别为 87.1%,88.2% 和 89.4%,仿真信号去噪时迭代次数 K 为 10 时,去噪的效果更加良好。

后续继续进行了几次仿真实验循环,分别添加了噪声标准差为 0.2、0.8 和 1 的高斯白噪声,再利用上文中提到的方法再次进行去噪,其中,小波分析选择 4 层分解,EMD 方法选择第 2、4~7 的信号重构,稀疏分解的迭代次数设为 10 次。进行去噪分析后,采用信噪比增量、方均根误差和相对方均根误差 3 个指标对各方法去噪的效果进行评价,具体计算方法在此不赘述,指标分析结果如图 15 所示。

在信噪比增量指标上,小波方法和稀疏分解方法都有较好的表现。而在方均根误差和相对方

接着用本文提出的稀疏分解方法对信号进行去噪处理,同样设置迭代次数 K 分别为 10、20、30 次,得到图 17、图 18 和图 19。

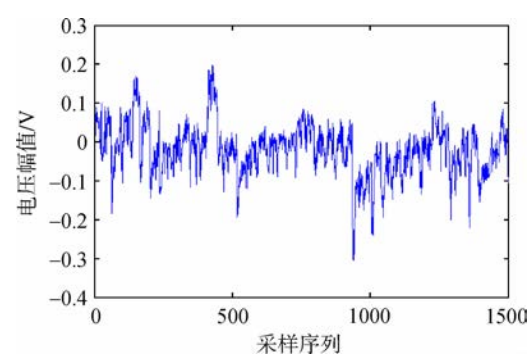


图 16 真实试车采集的静电信号

Fig. 16 Electrostatic signal in real test run

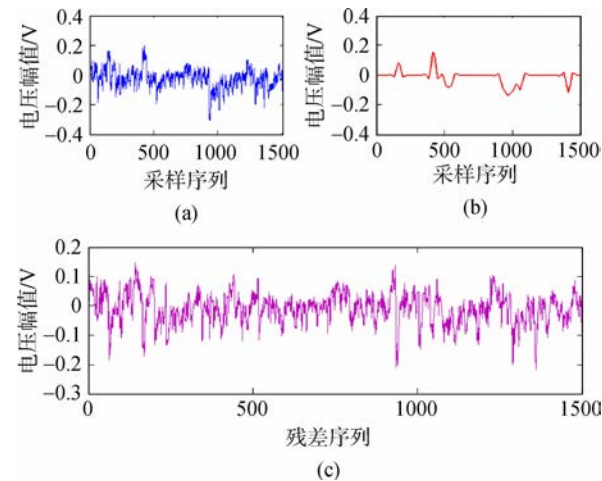


图 17 $K=10$ 时实测静电信号去噪结果

Fig. 17 Denoising result of actual electrostatic signal when $K=10$

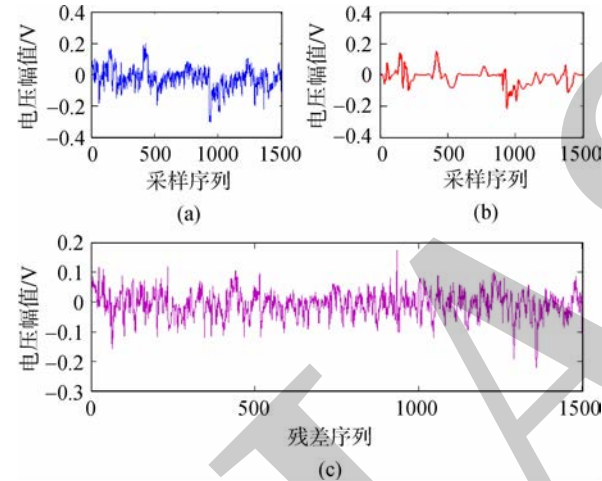


图 18 $K=20$ 时实测静电信号去噪结果

Fig. 18 Denoising result of actual electrostatic signal when $K=20$

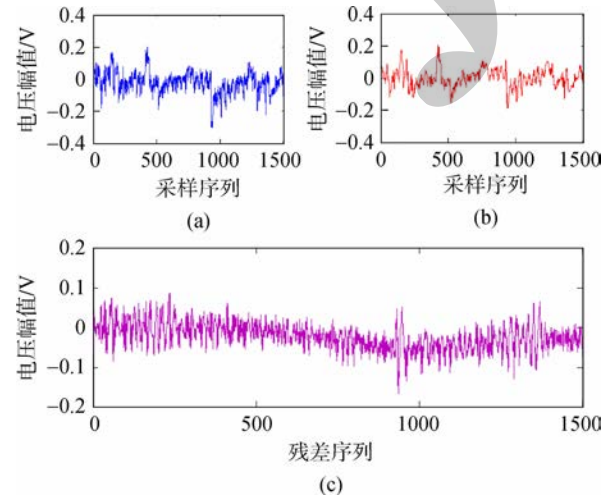


图 19 $K=30$ 时实测静电信号去噪结果

Fig. 19 Denoising result of actual electrostatic signal when $K=30$

根据图 17~图 19 中的结果可以看出:稀疏分解去噪方法在 3 种迭代次数的情况下均可以对试车实测信号中的随机干扰噪声进行有效地去除,信号中的“毛刺”现象基本消失。同时对于试车中出现的工频干扰信号也能够进行较好地去除,信号中的有用信息基本被保留。对不同迭代次数的去噪效果进行纵向对比,可以发现,当迭代次数 $K=10$ 时,去噪后的信号有部分的有用脉冲信息丢失,出现了“过平滑”的现象;当 K 值取得越大,信号中的脉冲细节信息则呈现得越多。在实际的运用中,需要对 K 值进行较为合适的设定,才会达到良好的去噪效果。后续对 3 种方法的处理时间进行统计,发现稀疏分解算法所耗费的时长较其他两种较长,这可以看作是稀疏分解算法的一个短板。总体来看,在具备优质计算能力的情况下,稀疏分解去噪法的处理效果相对其他两种方法较好。

继续以实验中某处出现的掉块故障信号为例,利用稀疏分解去噪方法对故障模式下的静电信号进行处理。如图 20 所示是掉块故障气路静电信号,图中有一个明显的掉块信号脉冲,但是在除此脉冲之外,信号的噪声依旧很大。

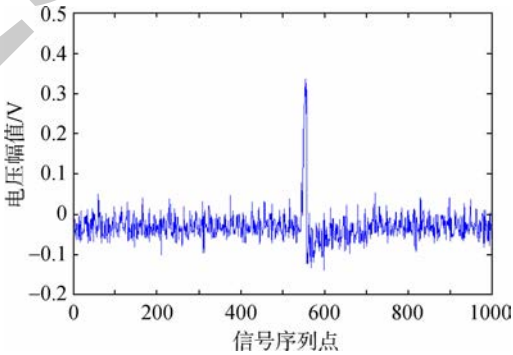


图 20 掉块故障静电信号

Fig. 20 Electrostatic signal of dropout fault

继续对某涡喷发动机掉块故障信号分别进行稀疏分解去噪处理,后续继续利用小波分析去噪方法对掉块故障模式下的静电信号进行处理。如图 21 所示为经过稀疏分解去噪处理和小波去噪处理后的掉块模拟故障气路静电信号。

图 21(a)为经过稀疏分解去噪处理($K=30$)后的掉块模拟故障气路静电信号,图 21(b)为经过小波去噪处理后的掉块模拟故障气路静电信号。从图中可以看出,稀疏分解去噪方法将信号中的大部分噪声去除,并保留了脉冲细节信号,小波去噪分析方法同样具有一定的去噪效果,去除

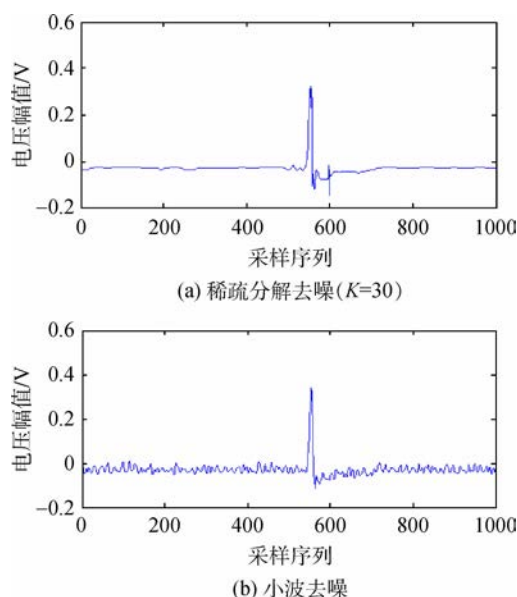


图 21 去噪后的掉块故障静电信号

Fig. 21 Electrostatic signal of dropout fault after denoising

了一些信号的毛刺,并能够较好地保留故障脉冲信号细节,但从处理后得到的波形来看,其去噪效果略差于稀疏分解方法。

5 结 论

本文分析了静电感应信号的噪声干扰类型和来源,针对不同干扰类型的去噪方法,提出了一种基于稀疏分解的信号去噪方法,并通过仿真信号和实测试车静电信号对所提方法进行了验证,并与其他经典的去噪方法进行了横向对比。仿真分析及实测信号去噪分析的相关结果表明:

1) 稀疏分解的静电信号去噪方法具有很高的灵活性,对背景中包含的高斯白噪声以及工频干扰噪声能够进行有效地去除。

2) 稀疏分解的静电信号去噪方法对信号中有用的脉冲信号可以得到保留,在时域上也能够获得较为令人满意的时域波形,保证后续的特征提取不受噪声干扰的影响。与传统基于小波分析或 EMD 静电去噪的方法相比,具有更佳的去噪效果,去噪指标的表现均优于传统的方法。总体来看,在具备优质计算能力的情况下,稀疏分解去噪法的处理效果相对其他两种方法较好。

参考文献:

[1] POWRIE H E G, MCNICHOLAS K. Gas path condition monitoring during accelerated mission testing of a demonstrator engine[R]. AIAA 97-2904, 1997.

[2] POWRIE H E G, FISHER C E. Monitoring of foreign ob-

jects ingested into the intake of a gas turbine aero-engine [C] // Proceedings of International Conference on Condition Monitoring, Piscataway, US: IEEE, 1999: 175-190.

- [3] NAVARRA K, LAWTON R, HEARRELL N. An enterprise strategy for implementing condition-based maintenance plus (CBM+) research in the USAF[C] // Proceedings of IEEE Aerospace Conference, Big Sky, US: IEEE, 2007: 177-181.
- [4] SANGHA M S, YU D L, GOMM J B. On-board monitoring and diagnosis for spark ignition engine air path via adaptive neural networks[J]. Journal of Automobile Engineering, 2006, 220(11): 1641-1655.
- [5] POWRIE H E G, FISHER C E. Engine health monitoring: Towards total prognostics[C] // Proceedings of IEEE Aerospace Conference, Snowmass, US: IEEE, 1999: 1112-1123.
- [6] 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. Aero-engine gas path monitoring technology based on electrostatic induction[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009. (in Chinese)
- [7] 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.
- 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. (in Chinese)
- [8] 文振华, 左洪福, 李耀华, 等. 一种新的航空发动机气路监测方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2009, 41(2): 248-252.
- WEN Zhenhua, ZUO Hongfu, LI Yaohua, et al. New method for aero engine gas path monitoring[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2009, 41(2): 248-252. (in Chinese)
- [9] 张营, 左洪福, 佟佩声, 等. 基于谱插值和奇异值差分谱的滚动轴承静电监测信号去噪方法[J]. 航空动力学报, 2014, 29(8): 1996-2002.
- ZHANG Ying, ZUO Hongfu, TONG Peisheng, et al. Denoising method for electrostatic of monitoring signal of roller bearing based on spectrum interpolation and difference spectrum of singular value[J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(8): 1996-2002. (in Chinese)
- [10] 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 Yaohua, ZUO Hongfu, WEN Zhenhua, et al. Simulated experiment of aircraft engine gas path debris monitoring technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(4): 604-608. (in Chinese)
- [11] 李耀华, 左洪福. 碰摩故障静电监测方法及模拟实验[J]. 航空学报, 2010, 31(6): 1156-1163.
- LI Yaohua, ZUO Hongfu. Method for rub fault detection based on electrostatic technique: model and simulated ex-

periment[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010,31(6):1156-1163. (in Chinese)

[12] 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.

[13] FU Y, ZUO H F. Mean change-point model for aero-engine component faults[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2013,15(4):1627-1633.

[14] 殷逸冰,左洪福,付宇,等. 某型航空涡扇发动机静电传感器机载化监测实验[J]. *航空动力学报*, 2016, 31(12): 3054-3063.

YIN Yibing, ZUO Hongfu, FU Yu, et al. Experimental study of electrostatic sensors airborne monitoring on turbofan aero-engine[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2016, 31(12):3054-3063. (in Chinese)

[15] PENG F, YU D, LUO J. Sparse signal decomposition method based on multi-scale chirplet and its application to the fault diagnosis of gearboxes[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 25(2):549-557.

[16] 邵君,尹忠科,王建英,等. 信号稀疏分解中过完备原子库的集合划分[J]. *铁道学报*, 2006, 28(1):68-71.

SHAO Jun, YIN Zhongke, WANG Jianying, et al. Set partitioning of the over-complete dictionary in signal sparse decomposition[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2006, 28(1):68-71. (in Chinese)

[17] 尹忠科,王建英,邵君. 基于原子库结构特性的信号稀疏分解[J]. *西南交通大学学报*, 2005, 40(2):173-178.

YIN Zhongke, WANG Jianying, SHAO Jun. Sparse decomposition based on structural properties of a tom dictionary [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2005, 40(2):173-178. (in Chinese)

(编辑:陈 越)