

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205690

感应式磨粒检测传感器信号特征提取方法研究*

李海青¹ 刘 伟² 冯 松¹ 王龙飞¹ 甘欣凌¹

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044)

摘 要:针对感应式磨粒检测传感器信号输出易受噪声干扰而导致微小磨粒难以提取的问题,提出了一种基于方差稳定性的磨粒信号降噪及特征信息提取新方法。首先,利用预处理信号中不同信息成分的差异性进行方差稳定性度量;然后,依据归一化方差稳定度的统计特征实现自适应阈值提取,并在此基础上对预处理信号进行阈值分割;最后,利用目标信号特征判定指标对磨粒感应电压进行识别与计数。实验结果表明,算法能够成功提取出 50 μm(球体等效直径)磨粒产生的感应电压信号,与传统分解类降噪算法相比,所提的新方法能够有效剔除检测信号中的背景噪声,其保护磨粒信号形态特征的优势可以进一步提高传感器在强干扰环境下的微小磨粒检测能力。

关键词: 特征提取;磨粒检测;方差;数值特征

中图分类号: TP206 ;TN911.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460. 40

Research on signal feature extraction for inductive debris detection sensor

Li Haiqing¹ Liu Wei² Feng Song¹ Wang Longfei¹ Gan Xinling¹

(1. Advanced Manufacturing Engineering School, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming at the problem of tough extraction about tiny wear particle in the signal output on the inductive debris detection sensor caused by the interference of noise, a new method of noise reduction and extraction of characteristic information to the oil debris signal based on variance stability is proposed in this paper. Making use of the discrepancy in the pre-processed signal about various components, the variance stability has been measured in the first stage. Then, the adaptive threshold is extracted according to the statistical features of normalized variance stability, and the pre-processed signal is segmented by the threshold on this basis. Finally utilizing the characteristic identification index of target signal to further realize the recognition and counting of all debris induced voltage signals. Experiment show that the proposed algorithm can successfully extract the induced voltage signal generated by the tiny debris with the equivalent diameter of 50 μm. Compared with the traditional noise reduction algorithm based on the decomposition principle, the new method proposed in this paper can effectively eliminate the background noise in the detection signal, and its advantages of protecting the morphological characteristics of debris signal can ulteriorly improve the detection ability of small wear particle in the intense interference environment.

Keywords: feature extraction; debris detection; variance; numeric characteristic

0 引 言

从强干扰输出中提取微弱目标信号一直以来是信号处理技术的重要研究内容^[1]。这种处理对提升精密测量

设备的检测精度具有重要的现实意义,例如部署在润滑系统中的感应式磨粒检测传感器在信号采集时通常受到各种干扰因素和环境噪声影响,微弱特征极易淹没在背景信号之中^[2]。尽管通过结构设计和线圈参数优化可以提升传感器灵敏度,但只改变灵敏度并不足以增强传感

器抗噪性能^[3]。研究既可保护微弱目标信号特征又能实现有效降噪的处理算法,是增强传感器检测微小磨损颗粒能力的关键环节和有利手段。

小波变换(wavelet transform, WT)作为一种消除信号噪声的经典处理方法,目前已被广泛应用于微弱目标信号提取。例如彭娟等^[4]提出的基于最优分解的时不变小波变换(time-invariant wavelet transform, TIWT)油液磨粒特征提取方法;Li 等^[5]研究的最大重叠离散小波变换方法以及 Markova 等^[6]探索的基于离散平稳小波变换的信号处理办法。这些基于小波变换的降噪方法在传感器目标信号提取方面做出了重要贡献,能够有效提高信号信噪比(signal-noise ratio, SNR),但因小波变换的处理效果常常依赖于基函数选择和阈值确定,在实际应用中受到一定限制^[7-8]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是另外一种自适应信号时频处理方法,它能够有效避免小波基函数对于信号分解效果的影响。然而,EMD 方法由于过包络、欠包络等问题,在信号分解过程中也会存在缺陷,如端点效应、模态混叠和停止条件等^[9-10]。Dragomiretskiy 等^[11]针对 EMD 不足提出了一种变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法。该方法通过迭代搜寻变分模型最优解来确定分解模态及其中心频率,虽然能够有效避免模态混叠,但由于分解模态数和惩罚因子需人为设定,算法自适应性降低且仍存在端点效应。Yu 等^[12]依据辛矩阵相似变换原理提出了一种辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)方法。通过求解 Hamilton 矩阵的特征值,并利用其对应的特征向量重构辛几何分量,该方法能够有效去除信号噪声,但由于信号重构丢失部分能量,可能造成目标信号失真。近年来有学者运用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)方法来对含噪信号进行降噪研究^[13]。对于信噪比较高的检测信号,该方法降噪效果显著,但当噪声能量较大时,噪声奇异值可能大于目标信号,重构阶次将会出现误差,从而导致算法不能有效降噪^[14]。值得注意的是,分解类算法通常是利用噪声与目标信号处于不同频带的特性进行降噪,当有用信号频带接近谐波干扰频率时,可能使得目标信号频带部分分解到干扰成分中,从而使得磨粒信号发生畸变,甚至于丢失微弱目标信号。

为实现感应式磨粒检测传感器微弱目标信号的提取,较好保留磨粒信号形态特征。本文提出了一种基于方差稳定性的微弱目标信号降噪方法,即通过度量预处理信号序列的方差稳定性来实现噪声抑制,其主要的创新点如下:

1) 不同于分解类算法,本算法通过阈值分割和目标信号特征辨识来实现噪声抑制和磨粒特征识别,避免了目标信号与谐波干扰因为频率接近而造成的特征异化;

2) 所提出的阈值确定方法能够依据不同归一化方差稳定度的统计特征自适应确定合理阈值;3) 算法能提取强干扰环境噪声下各种感应式传感器磨粒信息,也可用于其他类似的短脉冲信号检测,具有良好的迁移效果。

1 传感器信号输出与预处理

1.1 传感器信号输出

感应式磨粒检测传感器是基于感应线圈在铁磁性磨粒通过时的电感变化或磁通量变化原理来实现润滑油液磨粒监测^[15-16],具有结构简单、检测精度高、使用方便等特点。根据磁场性质不同,传感器分为交变磁场式和静磁场式。交变磁场式通过调整激励频率来改变磨粒内部涡流效应强度以此达到磨粒检测目的,磨粒信号的幅值与相位可以作为磨粒大小和类型的判断依据。静磁场式传感器则是依据激励线圈所产生的静磁场进行分析,其优势在于电路结构简单,铁磁性磨粒检测精度较高^[17]。由于单边激励产生的内部磁场并不均匀,处于不同径向位置的磨粒通过磁场时信号输出可能错误表征磨粒大小^[18]。在此基础上,课题组提出了一种包含两个激励线圈的旋转对称式高梯度静磁场传感器,其封闭外壳除了能够有效屏蔽外部干扰外,也可作为磁极使用。在双激励源作用下,传感器检测流道内部中心处的磁场强度较为一致^[19]。

图 1 展示了铁磁性磨粒通过文献[18]传感器输出的典型特征信号。尽管不同类型的感应式磨粒检测传感器的结构和检测能力可能有较大差异^[17-19],但磨损微粒通过磁场所产生的感应电压形态特征基本相似,几何形态都与单周期正弦信号近似^[20-21]。考虑到磨粒检测传感器实际情况产生的输出信号往往都伴随着随机噪声、谐波和脉冲等干扰。因此,在建立感应式磨粒检测传感器信号输出模型 $x(t)$ 时,可以将其近似表示为:

$$x(t) \approx d(t) + h(t) + p(t) + z(t) \quad (1)$$

其中, $d(t)$ 为磨粒产生的感应电压, $h(t)$ 为谐波干扰, $p(t)$ 为脉冲干扰, $z(t)$ 为随机噪声。

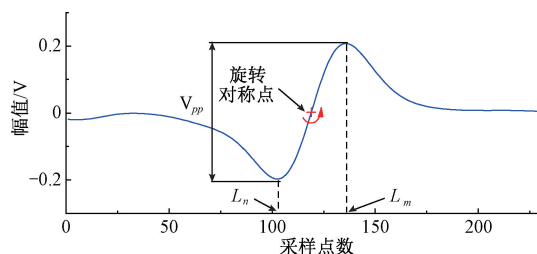


图 1 磨粒通过传感器的信号输出

Fig. 1 Signal output in response to the passage of debris

1.2 信号预处理

传感器输出信号中的随机噪声通常呈宽频带分布,信号的低频部分包含了磨粒信号的基本信息,利用低通滤波器可首先消除输出信号中的高频背景噪声。然而,谐波干扰的高频部分虽然经低通滤波器滤波被有效消减,但幅值较大的低频成分仍得以保留。由于谐波干扰可看作是由不同频率的余弦信号叠加而成。因此,可选择高精度的参数估计方法来实现谐波干扰抑制和消除^[22]。传感器输出在经过放大、采样、低通滤波和谐波抑制后得到离散采样序列可以近似表示为:

$$y(n) \approx d(n) + p(n) + z(n) \quad (2)$$

其中, $d(n) = \{d_1(n), d_2(n), \dots, d_m(n)\}$ 表示 m 个磨粒感应电压采样序列集合, $p(n)$ 为脉冲干扰采样序列, $z(n)$ 为残留的低频随机噪声采样序列, $n = 0, 1, \dots, N-1$ 。

2 方差稳定性

2.1 归一化方差稳定度

方差作为一种用来衡量随机变量与其均值之间偏离程度的数学统计量,能够在一定程度上反映数据的稳定性。通常,预处理信号序列中的低频随机噪声可视为各态历经平稳的随机过程,方差在连续滑动的定长窗口内基本保持稳定,而脉冲干扰和磨粒感应电压由于常常表现为短时突变信号,数据的方差会发生显著变化。因此,可以通过度量预处理信号中不同信息成分的方差稳定性来实现磨粒信号辨识。设一维行向量 $\mathbf{y} = \{y_0, y_2, \dots, y_{N-1}\}$ 为预处理信号序列,对于第 k 个由长度为 L 的滑动定长窗口截取的时域序列段 $\{y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kL}\}$, 方差稳定度 ξ_k 定义为:

$$\xi_k = L \times \log \sum_{i=1}^L \frac{(y_{ki} - \mu_k)^2}{L} \quad (3)$$

其中, μ_k 为定长窗口内的均值,表示为:

$$\mu_k = \sum_{i=1}^L \frac{y_{ki}}{L} \quad (4)$$

为便于后续阈值确定,将其进行归一化处理,记为:

$$\hat{\xi} = \frac{\xi}{\|\xi\|_{\infty}} \quad (5)$$

式中: ξ 表示向量 ξ 去中心化, $\|\cdot\|_{\infty}$ 表示向量无穷范数。通过周期延拓得到长度为 N 的归一化方差稳定度向量表示为 $\hat{\xi} = \{\hat{\xi}_0, \hat{\xi}_1, \dots, \hat{\xi}_{N-1}\}$ 。其中,向量 $\hat{\xi}$ 内的元素幅值位于 $-1 \sim 1$ 之间。由于噪声方差统计量相对平稳,所以当定长窗口出现磨粒感应电压时,所对应的方差将产生较大变化,因此可以通过判定归一化方差稳定度大小实现目标信号的初步定位。

2.2 自适应阈值确定和分割

依据归一化方差稳定度的区分能力,可以选择合理的阈值 θ 进行分割。此时,若把 $\hat{\xi}$ 中低于阈值的相应时域样本置零,采样信号将自动分割为一定数量的非零离散时域片段。这些非零片段可能包含由磨粒产生的感应电压信号。显然,阈值 θ 的确定对于准确提取磨粒信号的特征至关重要。如果选择的阈值过小,时域片段中将包含大量的随机噪声,增加了后续识别策略的计算负担。反之,阈值过大则可能导致磨粒感应电压失真甚至于完全消除。

图 2 为预处理信号序列进行方差稳定性度量的结果。可以观察到,低频随机噪声的归一化方差稳定度幅值通常较小且大多平稳分布于零点附近,而磨粒感应电压不仅幅值较大,样本点数也远低于随机噪声。若统计归一化稳定度中高于候选阈值 θ_k 的样本点数,则当 θ_k 处于理想阈值范围内时,样本点数将出现“跳变点”。由此,可依据向量 $\hat{\xi}$ 中磨粒感应电压与随机噪声的样本点数差异,利用归一化方差稳定度的统计特性来确定阈值。

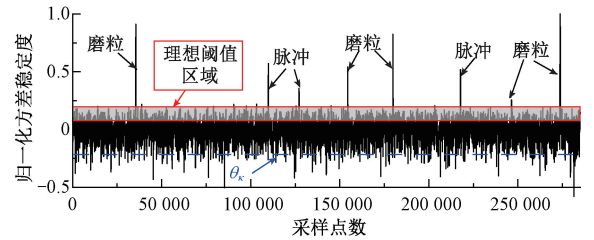


图 2 自适应阈值确定原理

Fig. 2 The determination principle of adaptive threshold

具体地,可首先利用等分间隔 ϑ 划分区间 $[-a, a] \in (-1, 1)$ 来确定候选阈值 $\theta = [-a, -a + \vartheta, \dots, a]$, 然后逐一统计 $\hat{\xi}$ 中大于 θ_k ($k = 1, 2, \dots, 2a/\vartheta$) 的样本点数 $Q = [Q_{-a}, Q_{-a+\vartheta}, \dots, Q_a]$, 最后选择相邻样本点数差值最大的 θ_k 作为阈值 θ 。由于相邻样本点数差异通常较小,难以满足区分要求。为有效量化样本点数差异,设置步长 $\nu \in [\vartheta, a]$ 对一维行向量 Q 进行分帧,帧长 $w = 2\nu/\vartheta$, 帧移 $\mu = 1$ 。定义每帧窗口左右端点比值的平方作为该帧中点的样本点数差异,表示为:

$$R_{\tau} = \left(\frac{Q_{wl}}{Q_{wr}} \right)^2 \quad (6)$$

其中, $R = [R_1, R_2, \dots, R_{2a/\vartheta-w}]$, Q_{wl} 和 Q_{wr} 分别表示每帧窗口的左右端点值。考虑到帧间重叠后第一帧的前半帧和最后一帧的后半帧没有参与计算,为准确建立以 θ 与 R 为横纵坐标的映射关系,在 R 左右增补 $w/2$ 个零点。此外,由于候选阈值 u 中的负值不作为阈值参考的内容,为提高运算效率,舍弃 u 和 R 中的负值部分。此

时,可利用重心坐标公式得到最终的阈值 θ 。需要指出的是, θ 虽然需要人为参数设定,但只要参数选择在合理范围内,阈值确定方法都能根据变化的归一化方差稳定度的数据特征自适应调整阈值,使其与所处理数据的统计分布特征相适应,从而都可取得最佳的降噪和磨粒保留效果。

2.3 参数确定

阈值 θ 的大小受到窗口长度 L 、区间端点 a 、等分间隔 ϑ 和步长 ν 影响。因此合适的参数对保证较好的噪声抑制和磨粒识别能力具有重要意义。

1) 窗口长度 L

一般情况下, L 越小向量 $\hat{\xi}$ 中样本幅值波动越大,理想阈值区域也会因幅值变化而同步上升。但参数 L 过小会导致磨粒指标 $\hat{\xi}$ 宽度不足,在信号分割时可能破坏磨粒信号边缘特征。而当参数 L 选择过大,虽然能够保证磨粒信号完整性,但会降低对临近特征信号的分辨能力,不利于后续磨粒感应电压进一步识别。实际处理中,通常可取 $L = T_d \sim 2T_d$,其中, T_d 表示磨粒感应电压信号的宽度。

2) 区间端点 a

区间端点 a 是决定候选阈值上下限的参数。依据图2可以看出,区间 $[-a, a]$ 应当包括理想阈值区域,若 a 取值低于此边界,所确定的阈值 θ 不能满足降噪要求。而若 a 取值过大,不仅会增加样本点数的统计负担,也会由于磨粒个数的随机性使得 R_T 出现畸点,导致阈值过大从而丢失磨粒特征。考虑到定长窗口 L 使得理想阈值区域位置发生波动,在确定参数 a 时,通常在0.5~0.8范围选定。

3) 等分间隔 ϑ

等分间隔 ϑ 是反映候选阈值精细程度的参数。对于固定区间 $[-a, a]$,当以过大的 ϑ 来获取 θ_k 时,阈值会因分辨率较低而在候选阈值中得到偏差较大的结果;而当 ϑ 取值过小,相邻候选阈值的统计结果因样本点数差异较小而失去统计意义,且因统计频率增大,算法运行效率也会降低。实验研究表明,参数 ϑ 设定在0.001~0.01范围内的阈值都能满足磨粒保留和噪声抑制要求。

4) 步长 ν

依据帧长定义, ϑ 确定时,步长 ν 是改变 w 大小的唯一参数。当 ν 取值过小,依据 w 左右端点定义的 R 不能充分反映样本点数差异;而当 ν 取值过大,前半帧与后半帧因补零过多会导致 R 前后出现截断现象,从而使得最终阈值偏离了理想阈值区域。为了兼顾感应电压信号完整性和算法辨识能力,通常步长 ν 的取值可在0.1~0.5范围内选定。

3 目标信号特征辨识

阈值分割可以有效抑制噪声的同时保护磨粒感应电压的形态特征。由于突变的电脉冲和幅值较大的噪声也可能导致方差显著变化。因此,为了提高磨粒统计的可靠性和准确性,需要对分割后的信号进一步辨识。本文依据磨粒信号几何特征提出了3种识别指标。

3.1 位置指标

依据前文所述,非零的离散时域片段若存在磨粒感应电压,最值位置顺序应与单周期正弦信号保持一致。此时,可通过潜在目标信号的最值信息实现磨粒感应电压信号初步筛选。设一维行向量 $\psi = [\psi(0), \dots, \psi(K-1)]$ 为离散时域信号片段,定义位置指标 α 为:

$$\alpha = \frac{\text{sign}(L_m - L_n) + 1}{2} \quad (7)$$

其中, $\text{sign}(\cdot)$ 表示符号函数, L_m 和 L_n 分别表示向量 ψ 最大值和最小值的横坐标位置。若 $\alpha = 1$,即表明信号片段符合单周期正弦信号形态特征,可认定此样本数据为疑似磨粒信号;反之,若 $\alpha = 0$,可直接作为非磨粒信号排除,以减少后续对片段的逐一特征提取和辨识。

3.2 相似度指标

在信号预处理阶段,不同截止频率下的预处理信号在同一时刻的随机噪声波形差异较大,而磨粒信号由于保留着主要频率成分,几何特征基本保持稳定。若利用同一阈值分割具有波形差异的两组预处理信号,则可通过度量分割后离散时域片段的相似性来实现磨粒感应电压与残留干扰成分辨识。对于向量 ψ_1 和 ψ_2 ,相似度判定指标 β 定义为:

$$\beta = \begin{cases} \delta, & \delta \geq 0 \\ 0, & \delta < 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中:

$$\delta = 1 - K \frac{\|\psi_1 - \psi_2\|_{\infty}}{\|\psi_2\|_1} \quad (9)$$

式(9)的相似度 β 取值范围为 $[0, 1]$ 。 β 越大,表明分割信号片段是磨粒感应电压的概率就越高。考虑到磨粒信号边缘特征经预处理和阈值分割可能发生畸变,为提高相似度准确性,选择最值位置差值的两倍作为向量输入,以保留时域片段主要成分用于指标判定。

3.3 旋转对称度指标

单一磨粒通过传感器感应线圈,磨粒感应电压近似表现为奇对称性,由于噪声具备不确定性,信号波形常以随机形态呈现。若利用截断边缘特征的信号片段中点进行单边逆时针旋转,则当磨粒信号片段叠加后,其幅值差异相比于随机噪声较小。此时,对于长度为 K 的向量 ψ ,

可凭借磨粒感应电压的奇对称性利用式 (10) 的计算结果作为另一辨识指标判定。

$$\gamma = 1 - \frac{\|\psi_f - \psi_l\|_1}{\|\psi_f\|_1 + \|\psi_l\|_1} \quad (10)$$

其中, ψ_f 和 ψ_l 分别表示向量 ψ 旋转后长度为 $K/2$ 的数据。 γ 取值范围为 $[0, 1]$, 当数值 γ 越接近 1, 分割信号段越可能是磨粒信号。

通过判定上述 3 个指标, 可以进一步排除残余噪声和突变脉冲信号, 提高磨粒计数的准确性和可靠性。完整的信号处理流程总结如下:

步骤 1) 利用感应式磨粒检测传感器检测磨粒, 采集输出信号 $x(t)$;

步骤 2) 抑制输出信号 $x(t)$ 的谐波干扰后, 以 3 次不同截止频率 f_c, f_{c1} 和 f_{c2} 分别进行低通滤波, 得到信号序列 y, y_1 和 y_2 。其中, 截止频率的选择应满足 $f_c < f_{c1} < f_{c2}$;

步骤 3) 通过式 (3) ~ (5) 度量预处理信号序列 y 的归一化稳定度;

步骤 4) 根据归一化稳定度结果求取自适应阈值 θ , 并利用阈值分别对预处理信号序列 y_1 和 y_2 进行分割;

步骤 5) 针对阈值分割后的非零离散时域片段提取特征辨识指标 α, β 和 γ ;

步骤 6) 设定指标阈值进行磨粒信号辨识和计数。

4 仿真分析

4.1 仿真信号设置

为验证所提算法噪声消除和磨粒保留效果, 依据式 (1) 建立仿真信号 $x(t)$ 进行分析。磨粒感应电压 $d(t)$ 通过单周期正弦信号近似表示。由于流速恒定情况下, 同一传感器不同大小磨粒产生的感应电压宽度 T_d 基本保持一致。因此, 可将磨粒感应电压频率均设置为 $f_d = 63 \text{ Hz}$ 。此外, 针对谐波干扰 $h(t)$ 和脉冲干扰 $p(t)$, 可采用余弦信号和矩形脉冲来近似表示。构造的具体参数如表 1 所示。脉冲信号宽度均设置为 $T_p = 0.02 \text{ s}$, 并在此基础上添加均值为 0 方差为 0.4 的高斯白噪声。采样频率 $f_s = 5\,000$, 采样点数 $N = 50\,000$, 仿真信号如图 3 所示。

表 1 各仿真参数

Table 1 Simulation parameters

磨粒信号 $d(t)$						
幅值/V	0.15	0.35	0.40	0.50	0.27	0.42
位置/s	0.60	2.00	3.00	6.60	8.40	9.40
谐波干扰 $h(t)$						
幅值/V	0.26	0.20	0.10	0.24	0.16	0.08
频率/Hz	50.0	100	150	36.0	72.0	108
相位/rad	0.09	1.87	1.17	1.10	0.63	1.99
脉冲干扰 $p(t)$						
幅值/V	-1.35	-0.80	-0.55	1.05	1.13	
位置/s	0.40	1.60	5.00	7.00	9.70	

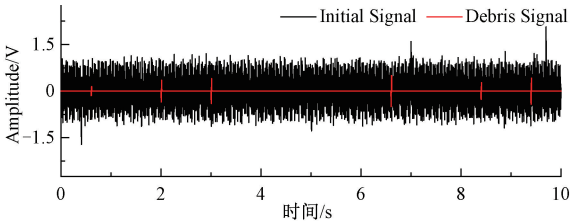


图 3 仿真信号

Fig. 3 Simulation signal

4.2 仿真结果分析

按照信号降噪实施步骤, 首先对含噪信号进行预处理, 结果如图 4(a) 所示。图 4(b) 为对预处理信号进行方差稳定性度量的结果。与随机噪声相比, 脉冲干扰和磨粒信号的归一化方差稳定度结果较大。采用所提阈值确定方法设定自适应阈值 $\theta = 0.2013$ 。图 4(c) 为不同截止频率下的预处理信号序列分割结果。可以看出, 噪声被明显抑制, 但仍会残留少量随机噪声和脉冲干扰, 影响磨粒识别和计数。为排除虚假磨粒信号, 分别计算各分割信号段的磨粒判定指标 α, β 和 λ , 结果如表 2 所示, 其中 $\Pi = \alpha \times \beta \times \lambda$ 。指标 $\alpha = 0$ 可以快速有效排除 7 个非磨粒信号, 且残留随机噪声和脉冲干扰的特征指标 Π 值也远小于磨粒感应电压。设定指标阈值 0.7 即可计数全部磨粒。图 4(d) 是依据目标信号特征指标提取的磨粒特征结果。可以看出, 仿真信号经过所提算法处理后, 能够最大程度上抑制随机噪声和脉冲干扰, 表明所提算法可以有效提取磨粒感应电压信息。

表 2 磨粒特征指标判定参数

Table 2 Debris characteristic index judge parameters

Order	I	II	III	IV	V	VI	4	8
α	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
β	0.94	0.81	0.87	0.87	0.89	0.89	0.89	0.33
γ	0.90	0.94	0.95	0.95	0.91	0.95	0.01	0.67
Π	0.85	0.83	0.83	0.83	0.81	0.85	0.01	0.22

4.3 参数 L, ν 对于阈值 θ 的影响

在有关阈值确定的 4 个参数中, 区间端点 a 和等分间隔 ϑ 作为统计参数, 在合理范围选择数值能够满足阈值分割要求, 而窗口 L 和步长 ν 由于分别决定着理想阈值区域和最终阈值确定, 是影响 θ 大小的主要参数。为验证不同窗口步长下的阈值变化情况和分割降噪效果, 设置等分间隔 $\vartheta = 5/1\,000$ 和对称区间 $[-0.8, 0.8]$, 以窗口 $L \in [60, 200]$ (步距 4) 和步长 $\nu \in [0.05, 0.5]$ (步距 0.01) 作为参数输入对图 4(a) 预处理信号进行分析, 结果如图 5 所示。

从图 5(a) 可以看出, 参数 ν 一定时, 阈值 θ 随窗口 L

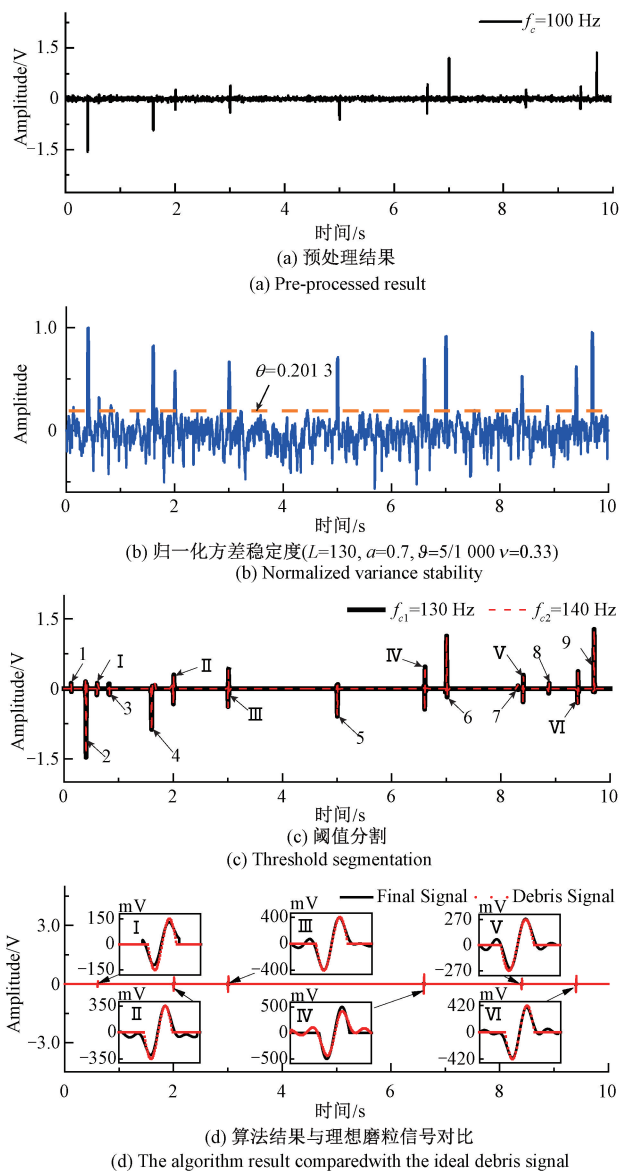


图4 仿真验证

Fig. 4 Simulation verification

增大而减小;而当固定窗口 L 时,阈值 θ 随着步长 ν 呈现非线性变化,说明存在参数 ν 可使得信号消噪达到最优。图 5(b) 展示了依据阈值实现分割后,残留噪声随窗口 L 和步长 ν 的变化趋势。可以看出,在保留所有磨粒情况下,阈值消噪能力并非随着窗口 L 越小越好。这是由于参数 L 减小导致噪声稳定度指标增大,而阈值增长难以满足噪声消除要求,从而使得信号阈值分割后仍然保留过多噪声。因此,在设定参数 L 时应尽量避免选取低值。此外,针对阈值大小随步长 ν 表现的非线性特性,事实上可以选择 $[0.1, 0.5]$ 区间步长作为参数输入。当 $\nu \in [0.1, 0.3]$ 时,尽管噪声残留较多,但优势在于阈值可以实现微小磨粒存储。而当 $\nu \in [0.3, 0.5]$ 时,虽然可能

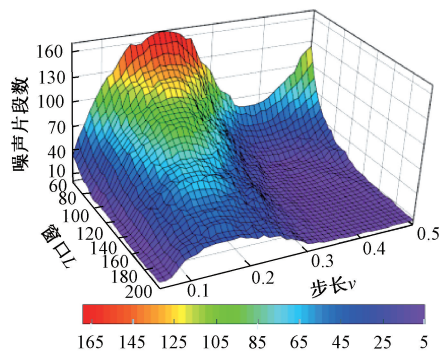
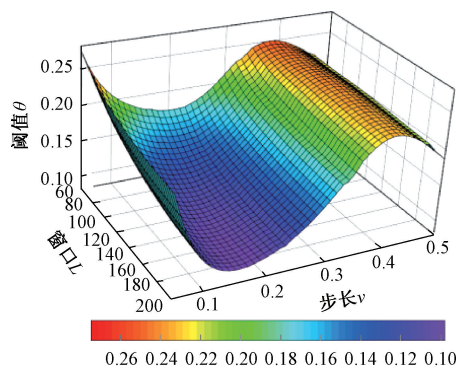


图5 不同参数下的阈值降噪效果

Fig. 5 Threshold de-noising effect under varied parameters

丢失微小磨粒,但阈值分割能够实现充分消噪,减少信号识别片段,从而大幅降低计算量。因此,在选择步长 ν 时需要平衡其对于降噪效果和微小磨粒保护的作用。

5 实验分析

5.1 实验设置

为验证本算法在实际油液磨粒检测信号中的降噪效果,搭建实验平台采集油液磨粒信号,平台示意图如图 6 所示。实验采用文献[18]设计的感应式磨粒检测传感器,7 颗大小不同的铁磁性磨粒按照图 7 标注顺序依次通过磨粒检测传感器。采集卡型号为 NI—9219 型,采样频率 $f_s = 5\ 000$ Hz,采样点数 $N = 250\ 000$,传感器采用直流激励,驱动电流 $I = 0.5$ A,放大器倍数为 2 000。

5.2 实验分析与讨论

实验分析处理结果如图 8 所示,图 8(a) 为传感器采集到的去除直流后的输出信号,可以看出采样信号包含大量干扰噪声,只能在时域上观察到一个磨粒感应电压信号。图 8(b) 为预处理信号的归一化方差稳定度结果,可以明显看出幅值较大的磨粒感应电压对应的归一化方

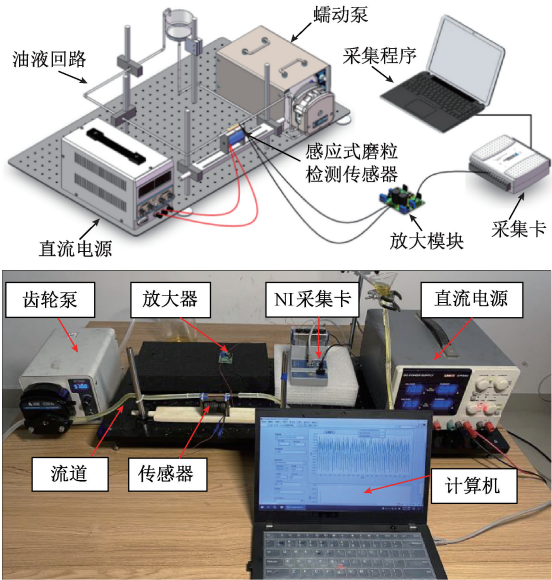


图 6 实验装置图
Fig. 6 Experimental device

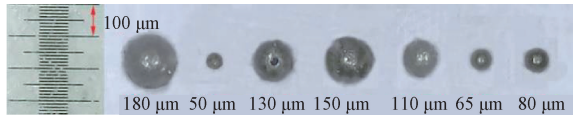


图 7 实验所用铁磁性磨粒
Fig. 7 Ferromagnetic debris used in the experiment

差稳定度值较高,但微小磨粒度量的数值与部分噪声相差不大。为保证微小磨粒不被缺失,以参数 $L=150$, $a=0.7$, $\vartheta=5/1\,000$, $\nu=0.25$ 通过自适应阈值确定方法设定阈值 $\theta=0.169\,6$ 。对分割结果进行目标特征识别,磨粒判定指标 α , β 和 λ 以及连乘结果 Π 如表 3 所示,选取合理指标阈值得到信号最终辨识结果如图 8(c) 所示。根据磨粒信号放大图,可以看出,油液磨粒检测传感器的原始采样信号经所提算法处理后,能够较好的还原传感器输出信号中磨粒信号的基本特征。

表 3 磨粒特征指标判定参数

Table 3 The judge indexes of debris characteristic							
Order	I	II	III	IV	V	VI	VII
α	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
β	0.87	0.85	0.81	0.87	0.84	0.86	0.93
γ	0.93	0.97	0.97	0.91	0.92	0.95	0.94
Π	0.81	0.82	0.79	0.78	0.77	0.82	0.87

5.3 对比分析与讨论

为了对比本文方法与其他方法的性能差异,分别利用基于 SVD^[13]、SGMD^[12]、EMD^[3]、VMD^[11] 和 TIWT^[4] 5 种方法对图 8(a) 的检测信号进行降噪。由于奇异值分

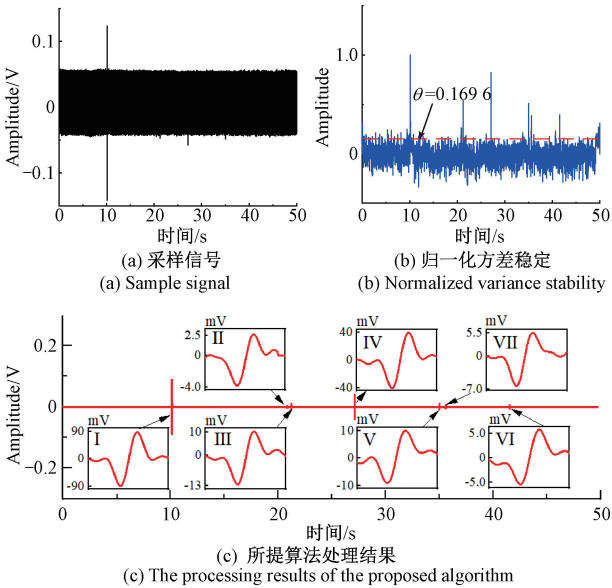


图 8 实验分析
Fig. 8 Experimental analysis

解对于谐波抑制并不敏感,在利用 SVD 算法处理之前,需要运用参数估计法消除谐波,算法处理结果如图 9(a) 所示。可以看出检测信号经 SVD 降噪后可以识别出 6 个磨粒感应电压信号,但残留的大量噪声会影响磨粒识别和计数。图 9(b) 是利用 SGMD 方法处理的结果,与 SVD 方法类似,该方法能够显著提高信噪比,但信号处理后仍然残留过多噪声,并且由于信号重构时磨粒丢失部分能量,最终幅值也会衰减过多。图 9(c) 展示了基于 EMD 算法的降噪效果,结果表明该算法可以有效抑制原始信号中的背景噪声,但高频分量阈值处理后不可避免的会导致磨粒信号失真,使得信号降噪后不能实现后续目标信号识别。为了排除 EMD 方法弊端引起降噪不足的可能性,采用改进的 VMD 方法对信号进行处理,结果如图 9(d) 所示。可以看出,相比于基于 EMD 的降噪算法,改进的 VMD 方法能够取得更好的降噪效果,但不可避免的特征畸变和失真仍然使得信号识别变得困难。图 9(e) 是利用 TIWT 与峭度相结合的方法进行分析。

相比于以上几种方法, TIWT 与峭度相结合的方法除了能有效抑制谐波干扰和随机噪声外,还可以较好保留磨粒信号的形态特征。然而,基于 TIWT 的分解方法仍会因分解层数出现幅值衰减,甚至于丢失微小磨粒信号。相较而言,本文所提算法同时兼顾了噪声抑制和特征保护,所提出的阈值分割和识别策略能够实现磨粒的精确计数和特征分析。而除了应用于感应式磨粒检测传感器信号特征提取以外,算法也可应用于其他类似的微弱目标信号提取。当所采集的信号是突变的短时脉冲检测时,可首先进行预处理,再度量归一化方差稳定度,最后

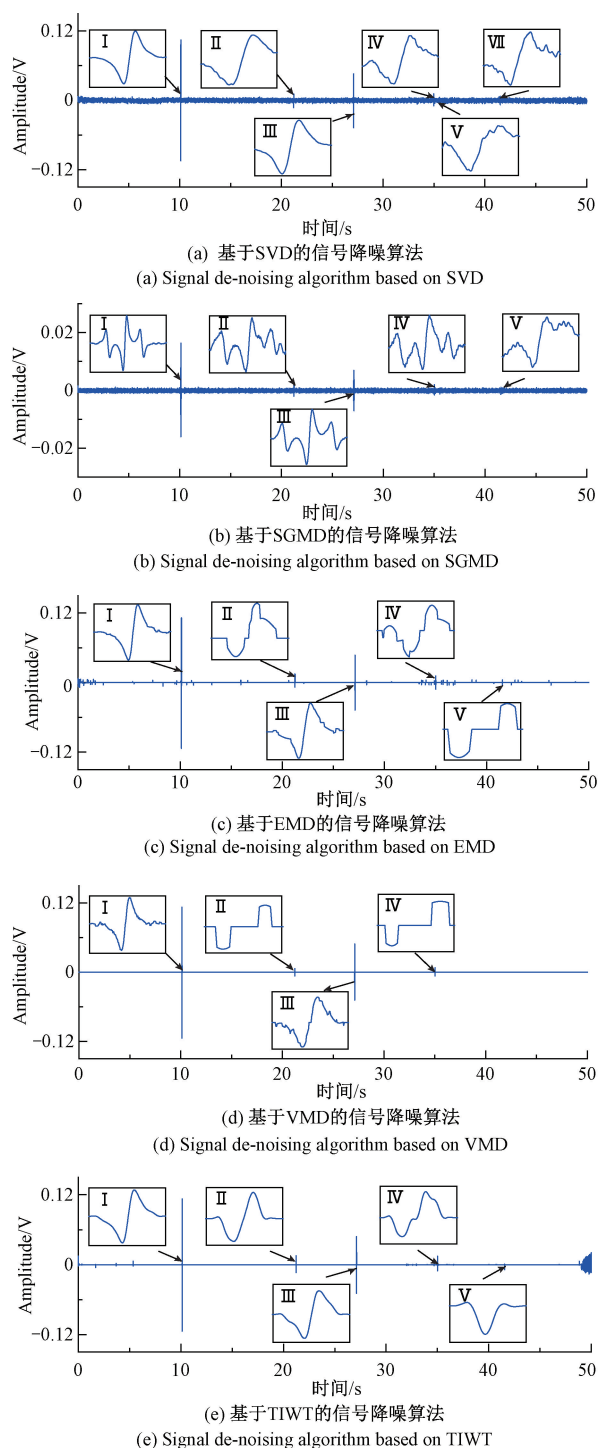


图9 算法对比分析

Fig. 9 Comparison of algorithms

通过自适应阈值完成信号分割。此时信号经阈值降噪后只需对少量离散时域片段提出针对的识别指标进行深度辨识,即可实现目标信号检测。

6 结论

利用方差能够度量样本数据稳定程度的特性,论文提出了一种新的油液磨粒信号降噪及特征信息提取算法。与传统分解方法相比,所提算法通过阈值分割来实现信号降噪,能够在降噪的同时,较好保留磨粒信号特征信息。此外,本文针对磨粒信号的识别部分,探索了多种判定指标,较好实现了磨粒感应电压的识别与计数。实验提取的 $50\text{ }\mu\text{m}$ (球体等效直径) 磨粒感应电压信号也证明了本方法具备良好的降噪效果以及识别功能,其保护磨粒信号形态特征的能力将有助于实现感应式传感器在强干扰环境下的微弱磨粒信号检测,具有一定工程实际意义。

参考文献

- [1] GONG S Q, LI S M, WANG H M, et al. Multi-frequency weak signal detection based on wavelet transform and parameter selection of bistable stochastic resonance model[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2021, 9(5): 887-906.
- [2] HONG W, CAI W J, WANG S P, et al. Mechanical wear debris feature, detection, and diagnosis: A review[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(5): 867-882.
- [3] LI C, LIANG M. Extraction of oil debris signature using integral enhanced empirical mode decomposition and correlated reconstruction[J]. Measurement Science & Technology, 2011, 22(8): 085701.
- [4] 彭娟, 李川. 基于最优分解的时不变小波变换的油液磨粒特征提取方法[J]. 润滑与密封, 2013, 38(9): 54-59.
- [5] PENG J, LI CH. Extracting wear debris feature using time-invariant wavelet transform with optimal decomposition depth[J]. Lubrication Engineering, 2013, 38(9): 54-59.
- [6] LI C, PENG J, LIANG M. Enhancement of the wear particle monitoring capability of oil debris sensors using a maximal overlap discrete wavelet transform with optimal decomposition depth[J]. Sensors, 2014, 14(4): 6207.
- [7] MARKOVA L V. Diagnostics of the wear of tribological assemblies using an inductive wear debris counter[J]. Journal of Friction and Wear, 2018, 39(4): 265-273.
- [8] 张家玮, 焦敬品, 陈昌华, 等. 一种用于超声信号降噪的非凸变量重叠群稀疏变分方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 234-245.
- [9] ZHANG J W, JIAO J P, CHEN CH H, et al. Influence of coil parameters on magnetic field uniformity of inductance abrasive sensor[J]. Journal of Electronic

- Measurement and Instrumentation, 2022, 43 (4): 234-245.
- [8] 曹栋, 毕研钊, 黄秋茗, 等. 联合改进小波阈值的BOTDR降噪技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(4): 83-86.
- CAO D, BI Y ZH, HUANG Q M, et al. BOTDR denoising scheme based on joint improvement of wavelet threshold [J]. Foreign Electronic Measurement Technology. 2022, 41(4): 83-86.
- [9] SUN J, XING H Y, WU J J. Distributed sea clutter denoising algorithm based on variational mode decomposition[J]. Instrumentation, 2020, 7(3): 10.
- [10] 李长江, 刘广朋. 基于VMD和SVD的矿用电动机局部放电信号去噪算法研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(6): 42-46.
- LI CH J, LIU G P. Research on denoising algorithm of partial discharge signal of mine motor based on VMD and SVD[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(6): 42-46.
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [12] YU B, CAO N, ZHANG T. A novel signature extracting approach for inductive oil debris sensors based on symplectic geometry mode decomposition [J]. Measurement, 2021, 185(8): 110056.
- [13] 范红波, 张英堂, 李国璋, 等. 基于奇异值分解的电感式磨粒传感器信号降噪方法研究[J]. 传感技术学报, 2010, 23(8): 1129-1133.
- FAN H B, ZHANG Y T, LI G ZH, et al. Study on the denoising method for signals of inductive wear debris sensor based on singular value decomposition [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2010, 23(8): 1129-1133.
- [14] 李颖, 卢洪超, 周琳, 等. 一种基于极值-留数的高背景噪声测试信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(11): 159-165.
- LI Y, LU H CH, ZHOU L, et al. Research on denoising method of high background noise test signal based on extremum-residue[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(11): 159-165.
- [15] 陈浩, 王立勇, 陈涛. 电感式磨粒传感器线圈参数对磁场均匀性影响研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 10-16.
- CHEN H, WANG L Y, CHEN T. Influence of coil parameters on magnetic field uniformity of inductance abrasive sensor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 10-16.
- [16] 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.
- [17] HONG W, WANG S P, TOMOVIC M, et al. Radial inductive debris detection sensor and performance analysis[J]. Measurement Science & Technology, 2013, 24(12): 5103.
- [18] FENG S, YANG L, QIU G, et al. An inductive debris sensor based on a high-gradient magnetic field[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(8): 2879-2886.
- [19] FENG S, YANG L, FAN B, et al. A ferromagnetic wear particle sensor based on a rotational symmetry high-gradient magnetostatic field[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [20] ZHONG Z, WANG S P, HONG W, et al. Aliasing signal separation of oil debris monitoring[C]. 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2016, 1682-1687.
- [21] HONG W, LI T W, WANG S P, et al. A general framework for aliasing corrections of inductive oil debris detection based on artificial neural networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20: 10724-10732.
- [22] LUO J F, XIE Z J, XIE M. Frequency estimation of the weighted real tones or resolved multiple tones by iterative interpolation DFT algorithm [J]. Digital Signal Processing, 2015, 41: 118-129.

作者简介



李海青, 2019年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为智能控制与先进检测技术。

E-mail: lihq@cqupt.edu.cn

Li Haiqing received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2019. Now he is a lecturer in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent control and advanced detection technology.