

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209741

油液磨粒感应电压特征辨识研究*

罗久飞^{1,2}, 郑睿¹, 王鑫宇², 陈平², 冯松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:准确监测润滑油液中磨损微粒的大小和分布信息是评估机械设备服役状态和预测剩余生命的重要手段。然而在实际应用中,感应式磨粒检测传感器输出信号常常伴随着各种噪声和干扰,导致微弱的磨粒信号特征难以准确辨识。为此,本文提出了一种自适应感应电压特征辨识方法。首先对检测信号进行多尺度滤波,利用多组不同截止频率滤波结果之间的稳定性进行目标信号的定位和分割。然后,根据信号的数学模型提取数值特征并进行感应电压辨识,从而实现磨损微粒的精确计数和特征分析。实验结果表明,新方法能较为完整地保留磨粒信号的形态特征,并成功提取出直径 70 μm 磨损颗粒所产生的感应电压信号,对传感器检测精度的提高以及磨损状态准确评估提供了基础。

关键词:磨粒检测;特征提取;稳定性分析;信号识别

中图分类号: TP212 TP206 TH117 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Study on feature identification of oil debris induced voltages

Luo Jiufei^{1,2}, Zheng Rui¹, Wang Xinyu², Chen Ping², Feng Song¹

(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: The accurate sensing of the size and distribution of wear debris in lubricating oil is an important method for evaluating service condition and remaining using life prediction of mechanical equipment. However, in practical application, the output of inductive debris detection sensor is often contaminated by a variety of noise and interference, which makes a challenge to identify the characteristics of debris signals. Therefore, an adaptive method for induced voltage feature identification is proposed in this article. Firstly, the detection signal is multi-filtered by low-pass filter with different cut-off frequencies. Based on the significant difference between multidimensional filtered data, the target signals are located and segmented. Finally, according to the established mathematical model, the signal numerical features are extracted to realize the identification, counting, as well as quantitative analysis of wear debris. Experimental results show that the proposed strategy successfully extract the induced voltage generated by a 70 μm ferromagnetic debris with little distortion of morphological characteristics, which provides a basis for improving the detection performance of the sensor and accurately evaluating the wear state.

Keywords: debris detection; feature extraction; stability analysis; signal identification

0 引言

机械装备的突发故障不但会影响整个系统的正常工作,甚至可能造成巨大的生命财产损失^[1-2]。其中,异常磨损是造成机械装备发生故障的主要原因之一。磨损颗粒作为运动摩擦副接触的直接产物,包含有大量反映设

备运行状况的信息,是评估装备服役状态以及诊断故障根源的重要依据^[3]。通过准确有效的磨粒检测,进行有目的性的维修保养,可以节约维护成本同时显著降低设备安全风险。基于电磁感应原理的磨粒检测传感器,以其结构简单,不侵入油道的优点^[4],广泛运用于液压系统的磨损监测^[5],航空发动机工作状态评估^[6-7]等领域。然而,磨损颗粒通过传感器产生的感应信号十分微弱,容易

收稿日期:2022-05-07 Received Date: 2022-05-07

* 基金项目:国家自然科学基金(51705057)项目资助

受到噪声和各种干扰因素的影响,一定程度上制约了电磁式磨粒传感器的检测精度和可靠性。

为了提升传感器检测性能,国内外学者提出了一系列降低噪声和特征辨识的信号处理算法。例如,Hong 等^[8]提出利用分数阶微积分处理采集的感应电压以抑制噪声对磨粒特征辨识的影响。该算法可以取得一定的降噪效果,且无需设定与噪声大小关联的阈值,避免了为不同应用场景调整参数阈值的困难。然而,分数阶微积分无法有效抑制由机械振动以及交变电源所引起的谐波干扰。为此,Fan 等^[9]通过结合时移不变小波变换(time-invariant wavelet transform, TIWT)和峭度指标分离出谐波干扰与感应电压信号,实现了良好的噪声抑制效果。随后,Bozchalooi 等^[10]提出一种自适应线性增强(adaptive line-enhancement, ALE)和小波阈值的联合算法来消除谐波干扰。考虑到小波分解层数对算法性能有着显著的影响,Li 等^[11]基于最大重叠离散小波变换,通过确定小波最佳分解层数来提升磨粒信号特征提取的效果。本质上,小波分解是一种可调窗傅里叶变换,小波基函数的选择将对分解效果产生决定性影响。因而,这种基于小波分解的处理方法不具备自适应分析不同信号的能力^[12]。近期,Yu 等^[12]提出了一种基于辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)的磨粒特征提取方法。该算法可以自适应重构状态,并取得显著的降噪效果。由于磨粒信号在频带中有着较宽的能量分布,感应电压将会在信号分解过程被分配到不同的频率尺度中。因此,一旦谐波干扰和噪声频带与感应电压的中心频率接近,上述基于信号分解的处理算法常常难以实现特征信号完整分离。2017 年,Hong 等^[13]设计了一种具有双磁场的磨粒检测系统,利用两个检测信号之间的相关性提升磨粒感应电压的信噪比。Li 等^[14]基于小波域信息提取磨粒信号特征,并通过磨粒信号的奇异值估计干扰系数。Luo 等^[15]采用基于共振的信号分解方法,将信号分解为高共振分量和低共振分量,然后利用分数阶微积分从低共振分量中提取油液磨粒信号特征。最近,Liu 等^[16]在相关算法的基础上提出一种基于多窗相关性检测方法,进一步提高了磨粒检测的灵敏度。

尽管降噪算法的应用大大提高了传感器对于微小磨损颗粒的检测能力,但现有的降噪滤波算法无法有效平衡抑制噪声和保护磨粒信号的完整性。例如,基于分数阶微积分的滤波算法能够避免感应电压形态产生严重的畸变,但是在滤波结果中存在大量残留噪声,影响磨粒特征信号的识别和提取。而基于信号分解的滤波算法则侧重于噪声干扰的抑制和消除,忽视了对磨粒信号特征的保护,常常导致感应电压形态特征产生畸变。严重的畸变效应不仅阻碍磨粒特征信号的快速有效辨识,还会影响到油液中磨损微粒定量分析的可靠性和准确性。因

此,本文提出了一种新的磨粒感应电压信号辨识方法,并实现了信号特征的定量分析。首先对检测信号进行多尺度滤波,通过数据之间的稳定性度量实现目标信号的快速定位和筛分。然后,依据信号的数学模型计算数值特征,重构感应电压信号,提出了以几何形态为基础的信号深度辨识指标,最终完成磨损微粒的定量分析和计数。仿真与实验结果表明,算法能够在实现噪声抑制的同时保留感应电压的主要形态特征,为感应电压的定量分析提供了可靠的基础数据,保证了结果的有效性和准确性。

1 传感器原理与输出信号模型

文献[17]提出了一种基于高梯度磁场的感应式磨粒检测传感器,主要由铁芯、磁极、激励线圈、陶瓷流道和感应线圈 5 部分构成,如图 1 所示。激励线圈采用直流驱动,在两磁极之间的气隙处形成一个局部轴向高梯度磁场。感应线圈缠绕在陶瓷油道外表面上并直接安装到磁极表面。当流道中有磨粒流过高梯度磁场时,磁场回路中的局部磁阻会发生改变,从而引起磁通量的变化并在感应线圈中产生感应电压^[18]。通过采集并分析线圈中感应电动势变化即可实现磨损颗粒的检测。

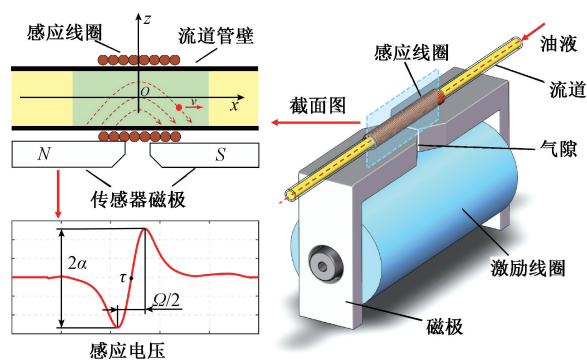


图 1 感应式磨粒检测传感器

Fig. 1 Inductive debris detection sensors

在实际测量中,传感器输出信号中还包含着大量其他干扰,例如由周期性振动和周期性电磁干扰产生的谐波信号。谐波干扰不仅会扭曲磨粒信号的波形,还可能淹没磨粒产生的微弱感应电压信号,对磨损颗粒的准确检测有着极其严重的影响。通过高精度的参数估计方法,可准确获得谐波成分的幅值、频率和相位^[19]。从原始信号中减去由估计参数所重构出的谐波分量即可实现谐波的抑制和消除。除谐波干扰外,传感器采集到感应电压中还包含着脉冲干扰和噪声。因此,原始信号经过放大采样和谐波抑制后,可表示为:

$$y(n) \approx d(n) + p(n) + z(n) \quad (1)$$

其中, $n = 0, 1, \dots, N-1, N$ 为离散序列的长度,

$d(n)$ 为感应电压采样序列, $p(n)$ 为脉冲干扰的采样序列, $z(n)$ 为噪声采样序列。研究表明,在磨粒运动速度与油液流动速度保持一致且恒定不变的情况下,当磨粒穿越高梯度磁场时,产生的感应电压近似于一个单周期正弦信号^[17]。此时, $d(n)$ 可以表示为:

$$d(n) \approx \sum_{j=1}^J \gamma(n; \alpha_j, \tau_j) \quad (2)$$

其中, J 表示磨粒的数量, $\gamma(n; \alpha, \tau)$ 表示单个磨粒产生的感应电压信号,即^[14]:

$$\gamma(n; \alpha, \tau) = \begin{cases} \alpha \sin\left(2\pi \frac{n - \tau}{\Omega}\right), & |n - \tau| < \frac{\Omega}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: α 表示磨粒产生的感应电压大小, τ 表示感应电压序列中心位置, $\Omega = T_d / \Delta T$, T_d 表示感应信号持续时间, ΔT 为信号采样间隔时间。

2 特征信号的定位和分割

2.1 信号的低通滤波

根据式(3)可知,磨粒信号能量主要集中在中心频率 $f_d = 1/T_d$ 的频带内。通过恰当的低通滤波能实现对高频随机噪声的抑制,同时避免磨粒信号发生较大形变。图2展示了一个中心频率 f_d 为65 Hz的含噪磨粒信号在不同截止频率 f_c 进行低通滤波的结果。可以观察到,当截止频率选择过低,磨粒感应电压的幅值将遭到严重削弱,破坏感应电压形态。当截止频率过高时,虽然可以完整保留感应电压形态特征,但不能有效抑制噪声,不利于对微小磨损颗粒的检测。在实际处理中,当 f_c 设置在 $3f_d$ 附近时,低通滤波能够较好兼顾噪声抑制和特征保护。

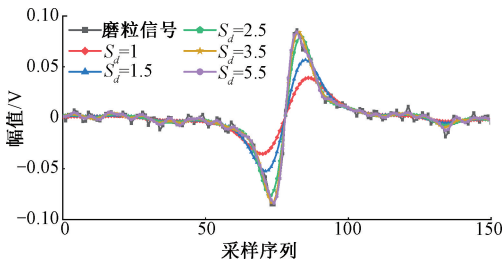


图2 不同截止频率滤波结果

Fig. 2 Filtering results with different cut-off frequencies

2.2 基于稳定性度量的信号标记

图2表明随着低通滤波器的截止频率增高,滤波后磨粒信号的形态特征不会发生显著改变,类似一个单周期正弦信号,而不同截止频率滤波后的随机噪声部分却表现出明显的差异性。噪声和磨粒信号在多尺度滤波中

呈现出不同的稳定性可以作为目标信号辨识的主要依据。因此,本文提出利用多尺度滤波策略,通过度量3次不同截止频率 $f_1 = f_c$, $f_2 = 2f_1 \sim 3f_1$, $f_3 = 3f_1 \sim 4f_1$ 下滤波信号之间的稳定性来实现磨粒信号与随机噪声的辨识。

1) 信号稳定性度量

信号的稳定性,可以通过度量数据间的距离,或度量波形的形似程度来量化。距离度量常常难以充分反应磨粒信号与随机噪声的相对稳定性。由于不同截止频率低通滤波后的噪声变化明显,因此采用相似性度量可以有效区分磨粒信号与随机噪声。相似性度量大多使用相似函数,常用方法有夹角余弦法、广义 Jaccard 系数法、Pearson 相关系数法等^[20]。广义 Jaccard 系数法在度量相似度时,除了表征两信号波形的形似程度,同时也考虑了距离对相似性的影响^[21],有利于磨粒信号的辨识。对于两向量 x 和 y ,广义 Jaccard 系数定义为:

$$q = \frac{[\mathbf{x}, \mathbf{y}]}{\|\mathbf{x}\|_2^2 + \|\mathbf{y}\|_2^2 - [\mathbf{x}, \mathbf{y}]} \quad (4)$$

式中: $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$ 表示向量内积, $\|\cdot\|_2$ 表示2-范数。利用广义 Jaccard 系数可进一步定义两向量相对稳定性指标:

$$\varsigma = \begin{cases} q^2, & q > 0 \\ 0, & q \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: ς 取值范围为 $[0, 1]$,两信号的 Jaccard 系数越高 ς 越大。当信号完全相同时, $\varsigma = 1$ 。

2) 磨粒信号标记与分割

在不同截止频率的低通滤波结果中,磨粒感应电压信号有着相似的形态特征,其相对稳定性接近于1。反之,若信号之间稳定性较低,则表明该段信号很有可能是噪声干扰或者脉冲信号。考虑到稳定性度量通常是两组信号之间进行,因此3次不同尺度的低通滤波结果两两组合可计算得到3组稳定性评价指标。对于每一采样点,可选用3组中最小值作为最终度量结果,以确保结果的有效性。

在稳定性度量的基础上,利用磨粒信号和噪声的区分度可对潜在的感应电压信号进行快速筛选。首先,设定低分割阈值 ς_l ,将高于阈值的部分标记为感应电压信号,并将低于阈值的部分置0。考虑到感应电压的具有较高的相对稳定性,因而可再次设定高于 ς_l 的筛选阈值 ς_u 对标记出的感应电压片段进行二次辨别。若初次分割所得片段中最大值小于 ς_u ,则可以认为该片段所对应的信号为非磨粒信号。

值得注意的是,阈值 ς_l 和 ς_u 的选择对于磨粒信号筛选有着重要的影响。较大的阈值意味着会对目标信号形态特征具有较高要求,微弱的磨粒信号可能受到噪声干扰而无法识别。如果采用阈值过小,可能会出现较多的虚假磨粒信号。为了兼顾感应电压信号完整性和算法辨识能力,通常 ς_l 的取值可在0.6附近,而 ς_u 的取值范围可

在 0.8~0.9。由于 Jaccard 系数具有归一化的特性,对于不同的检测信号,可以找到稳定有效的阈值进行标记和分割。因此,相比于直接在时域信号进行阈值分割,基于稳定性度量的分割策略对阈值选择的依赖性更小,有着更强的鲁棒性。

3 磨粒信号定量分析与深度辨识

3.1 信号特征提取

经过基于稳定性度量结果的标记、分割、识别处理之后,可对每个独立的时域信号片段逐一进行几何辨识。若在标记的时域片段中包含由磨粒产生的感应信号,则应与式(3)的数学模型描述的理论信号相一致,几何形态近似于图 1 所示的单周期正弦。设一维行向量 $\boldsymbol{\eta} = [\boldsymbol{\eta}(0), \boldsymbol{\eta}(1), \cdots, \boldsymbol{\eta}(K-1)]$ 为分割后的离散信号,根据单周期正弦信号的特征可估计感应电压的幅值为:

$$\hat{\alpha} = (\max\{\boldsymbol{\eta}\} - \min\{\boldsymbol{\eta}\})/2 \quad (6)$$

同时,信号经过谐波抑制,低通滤波等处理,不可避免的引入一定的直流偏置 $\hat{\beta}$,其大小可以估计为:

$$\hat{\beta} = (\max\{\boldsymbol{\eta}\} + \min\{\boldsymbol{\eta}\})/2 \quad (7)$$

单周期正弦信号频率与其信号宽度相关,信号频率越高则宽度越小。根据式(3)数学模型,感应电压信号宽度可以由波峰波谷对应的序号 n_e 和 n_o 来计算。

$$\hat{\Omega} = 2(n_e - n_o) \quad (8)$$

同理,感应电压序列中心位置可以估计为:

$$\hat{\tau} = (n_e + n_o)/2 \quad (9)$$

3.2 磨粒特征的深度辨识与计数

利用分割后信号的数值特征信息,可以建立磨粒信号几何识别指标以排除脉冲和残余噪声序列,最终实现磨粒信号的准确识别与计数。

1) 匹配度指标 C_p

结合式(3)磨粒信号的数学模型,通过提取的感应电压信号幅值、宽度等特征信息,可得到分割后序列对应的理论磨粒信号为:

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}(n) = \hat{\alpha} \sin\left(2\pi \frac{n - \hat{\tau}}{\hat{\Omega}}\right) + \hat{\beta} \quad (10)$$

将理论磨粒信号与实际分割后信号相比较,定义匹配度指标 C_p 为:

$$C_p = \left[1 - \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\|\hat{\boldsymbol{\eta}} - \boldsymbol{\eta}\|_{\infty}}{\|\hat{\boldsymbol{\eta}}\|_1 \|\boldsymbol{\eta}\|_1}\right)\right]^2 \quad (11)$$

其中, $\hat{\boldsymbol{\eta}} = [\hat{\boldsymbol{\eta}}(0), \hat{\boldsymbol{\eta}}(1), \cdots, \hat{\boldsymbol{\eta}}(K-1)]$, $\|\cdot\|_{\infty}$ 和 $\|\cdot\|_1$ 分别表示向量的无穷范数和 1-范数。由于实际分割的信号经过了低通滤波的处理,其边缘特征可能发生一定畸变,为了提高识别可靠性,舍去式(10)信号边缘

各 1/8 区间,选择中间较稳定部分代入式(11)计算匹配度。该指标取值在 0~1 之间,取值越高表示二者匹配度越高,当二者完全相同时,匹配度将达到 1。

2) 对称性指标 C_D

在通常情况下,噪声常常具有随机性,分割后噪声片段的直流偏置呈随机分布。而分割后的磨粒信号虽然也可能存在一定的直流偏置,但远远小于感应电压信号幅值。根据这一特征可定义信号对称性指标为:

$$C_D = \frac{\hat{\alpha}}{\hat{\alpha} + |\hat{\beta}|/2} \quad (12)$$

对称性指标数值越低表明信号具有较高的偏置度,序列是由非磨粒信号构成的可能性越大。

3) 宽度指标 C_T

油液流速均匀的情况下,不同大小磨粒通过感应式传感器的时间相差不大,产生的信号宽度趋于一致。而噪声序列和脉冲序列常常与感应信号的持续时间有较大差异,因此可以定义信号宽度指标为:

$$C_T = 1 - \frac{|\hat{\Omega} - \Omega|}{\Omega} \quad (13)$$

离散序列的宽度指标 C_T 趋近于 1,则表明分割的信号中可能包含磨粒产生的感应电压。

当匹配度指标,对称性指标,宽度指标三者均取得较大值时(例如 0.85),则该信号片段即可视为由磨粒产生的感应信号。反之,该离散序列应被排除。一旦完成分割片段的辨识工作,即实现了磨粒的精确计数。最终,完整的辨识算法流程如表 1 所示。

表 1 磨粒辨识算法流程

Table 1 Flowchart of the debris identification algorithm

序号	步骤与算法
1	采集感应式磨粒检测传感器输出电压
2	抑制输出信号的谐波,并利用 3 种截止频率进行多尺度滤波
3	利用广义 Jaccard 系数度量多尺度滤波下信号稳定性,取三者中的最小值并设定阈值筛选,得到最终的稳定性度量结果
4	根据稳定性度量结果,对疑似磨粒信号进行标记和分割
5	提取分割片段的信号特征,并以此构建理论磨粒信号
6	计算信号片段的 C_p 、 C_D 、 C_T 三个指标
7	设定指标阈值进行磨粒辨识并计数

4 算法仿真及结果分析

根据式(2)产生包含 4 个磨粒特征信号仿真序列 $d(n)$,具体参数如表 2 所示,其中 τ_s 为磨粒信号的中心时刻。同时,仿真信号还包含 4 个脉冲干扰和均值为 0,

方差为 0.4 的高斯白噪声以及一系列的谐波干扰。仿真信号持续时间为 10 s, 采样频率 5 000 Hz, 总采样点数 50 000。最终所模拟的传感器输出信号如图 3(a) 所示, 仿真的 4 个磨粒信号完全淹没在干扰中。

表 2 仿真磨粒感应电压信号参数

Table 2 Simulation parameters of debris signals				
序号	I	II	III	IV
a/V	0.30	0.50	0.60	0.75
T_d/ms	15.87	15.87	15.87	15.87
τ_s/s	2.0	4.0	6.0	8.0

图 3(b) 展示了谐波抑制以及多尺度滤波处理的结果, 其中 3 次截至频率分别为 160、360 和 560 Hz。随着截止频率的升高, 滤波结果中噪声波动程度就越大。3 组信号两两组合可以的得到稳定性指标 ς_{12} , ς_{13} 和 ς_{23} , 最终稳定性度量结果为 $\varsigma = \min(\varsigma_{12}, \varsigma_{13}, \varsigma_{23})$ 。利用双阈值 $\varsigma_l = 0.6$, $\varsigma_u = 0.9$ 对时域信号进行快速标记和分割, 最终的处理结果如图 3(c) 所示。相较于图 3(b), 感应电压的信噪比得到了显著的提高, 能够直接观察到具有明显磨粒特征信号的片段。同时, 滤波结果中仍残留了若干噪声与脉冲, 需要进一步辨识。

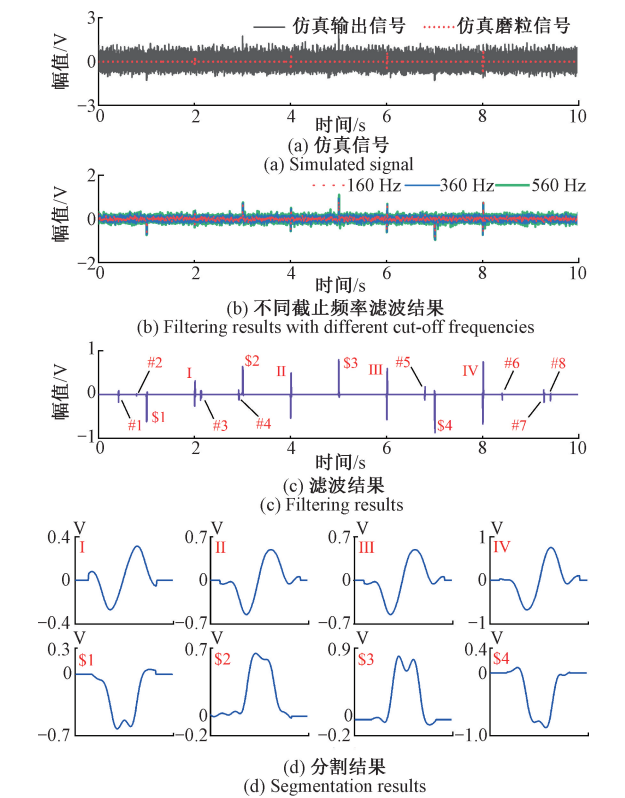


图 3 仿真信号和分割结果

Fig. 3 Simulated signal and segmentation results

表 3 和 4 分别展示了磨粒信号, 脉冲干扰与残余噪声的特征参数以及识别结果。其中, 磨粒信号的匹配度指标 C_p 和对称性指标 C_d 均大于 0.95, 信号宽度指标 C_r 最小约为 0.94, 提取的感应电压幅值与理论值基本吻合, 图 3(d) 中所展示的磨粒信号也较好的保留其形态特征。相反, 脉冲干扰以及残余噪声的匹配度、对称性指标和度宽度 3 个指标, 难以全部达到设定阈值。图 4 展示了残余噪声片段的波形, 可以看出噪声常常不具备感应电压的形态特征, 即使可能出现某个指标超过阈值, 但也存在其他指标显著低于 0.85 的情形。因此, 相比于单一指标, 复合性指标辨识方法大大提高了结果的稳定性, 增强了磨粒计数的准确性。

表 3 磨粒信号和脉冲信号的特征参数

Table 3 Features of debris signals and pulses								
序号	I	II	III	IV	\$ 1	\$ 2	\$ 3	\$ 4
C_p	0.97	0.96	0.99	0.98	0.78	0.72	0.71	0.83
C_d	0.96	0.97	0.99	0.97	0.71	0.68	0.70	0.71
C_r	0.94	0.96	0.96	0.99	0.57	0.40	0.67	0.76
a/V	0.29	0.52	0.59	0.72	-	-	-	-

表 4 残余噪声的特征参数

Table 4 Characteristics of residual noises								
序号	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8
C_p	0.97	0.04	0.02	0.02	0.99	0.38	0.08	0.48
C_d	0.86	0.87	0.91	0.96	0.91	0.77	0.89	0.73
C_r	0.63	0.22	0.02	0.48	0.68	0.94	0.77	0.53

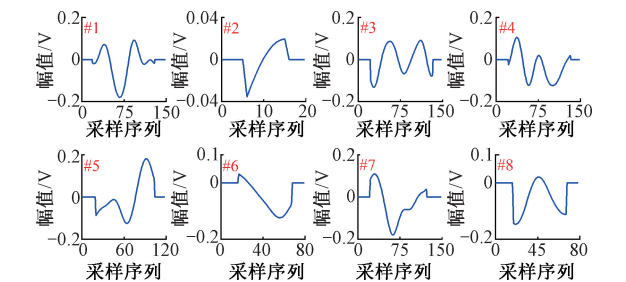


图 4 残余噪声片段的波形

Fig. 4 Waveform of residual noise

5 油液实验及结果分析

5.1 油液磨粒实验

为验证算法在实际油液磨粒信号中的处理效果, 搭建如图 5 所示油液磨粒实验平台, 包括数据采集卡、直流电源、放大器、传感器、流道、蠕动泵和计算机。实验中

5 颗大小不同的铁磁磨粒按照图中标注顺序依次通过传感器,如图 6 所示。同时采样频率设置为 5 000 Hz,采样时间为 20 s,对应的采样点数 N 为 100 000,传感器驱动电流为 0.5 A,放大器倍数为 2 000。油液流动速度约为 2.5 m/s,通过高梯度磁场检测区域的理论时间 T_d 为 12 ms^[17]。

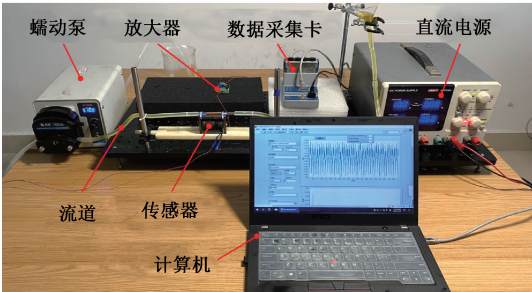


图 5 试验装置示意图
Fig. 5 Diagram of the experiment rig

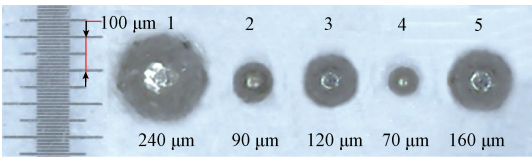


图 6 实验所用的铁磁性磨粒

Fig. 6 Image of the five iron particles used in the experiments

图 7(a) 为传感器采集到的原始感应信号,其中包含着大量谐波干扰和噪声干扰,只能直接观察到两个较大磨粒产生的感应电压信号。经过谐波抑制和低通滤波处理之后,高频噪声和周期性干扰均得到了有效抑制,可以观察到更多磨粒感应电压信号,如图 7(b) 所示。然而,滤波结果中依然存在大量的残留噪声,难以实现感应电压的快速分割和辨识。

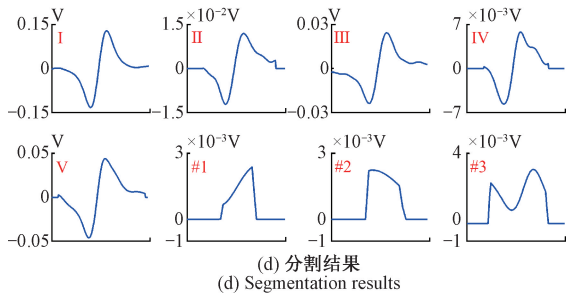
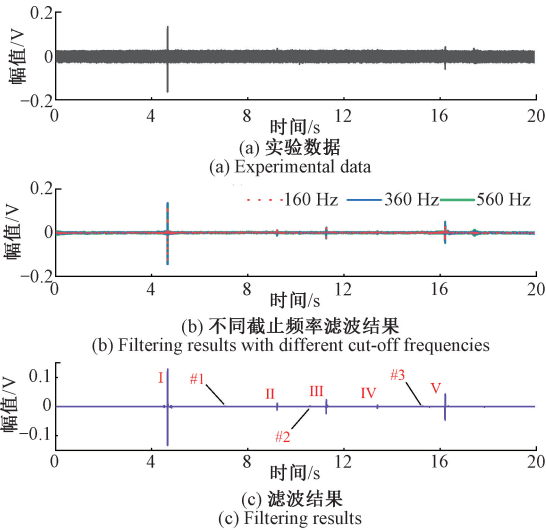


图 7 实验数据和分割结果

Fig. 7 Experimental data and segmentation results

图 7(c) 展示了基于稳定性度量的目标信号定位和分割结果,其中随机噪声与脉冲干扰得到进一步的抑制。然后,根据几何形态特征进行再次辨识,最终识别出的磨粒信号如图 7(d) 所示。可以看出磨粒信号的特征得到了较好的保护。表 5 详细展示了识别指标结果,其中,磨粒信号匹配度指标 C_p 最小约为 0.93,对称性指标 C_D 具有较好的一致性均大于 0.98,信号宽度指标比 C_T 范围约 0.93~0.97。此外,通过对比图 6 中磨粒的投放顺序和表 5 中磨粒信号的幅值大小可知,磨粒产生的感应电压幅值与其体积之间具有正相关性,这与传感器输出理论结果一致^[18]。此外,虚假的磨粒信号对应识别指标远低于所设定的判别阈值,这表明残余噪声和磨粒信号有显著的区分度。

表 5 磨粒信号和脉冲信号的特征参数								
Table 5 Features of debris signals and residual noises								
序号	I	II	III	IV	V	#1	#2	#3
C_p	0.97	0.96	0.98	0.94	0.95	0.01	0.01	0.01
C_D	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.67	0.67	0.67
C_T	0.96	0.93	0.93	0.93	0.98	0.04	0.91	0.51
a/mV	131.1	12.1	24.1	5.7	45.1	-	-	-

5.2 算法对比

作为对比,图 8~10 展示了文献[12]、[9]、[8]所提出的算法处理结果。图 8 为基于辛几何模态分解滤波结果。该算法显著提升了磨粒信号的信噪比,可直接识别出 4 个较大磨粒产生的感应信号。然而,时域信号中仍然残余较多的噪声,影响传感器对较小磨粒的检测。图 9 展示了时移不变小波变换和峭度联合算法的去噪结果,其中 l_d 表示小波分解层数。结果表明该算法可以有效抑制原始信号中的随机噪声和谐波干扰。然而,在处理过程中该算法容易破坏感应信号的形态特征,甚至导致部分特征信号完全丢失,影响传感器的可靠性。图 10 为文献[8]所提分数阶微积分技术处理结果,其中 l_i 表

示阶数。根据磨粒信号片段的局部放大图可看出,该算法能有效提取出 5 个磨粒信号,且较好地避免了严重的形态畸变。但是基于分数阶微积分算法的滤波结果中仍残留有大量噪声,不利于信号快速分割和辨识,阻碍了磨粒信号的准确计数。

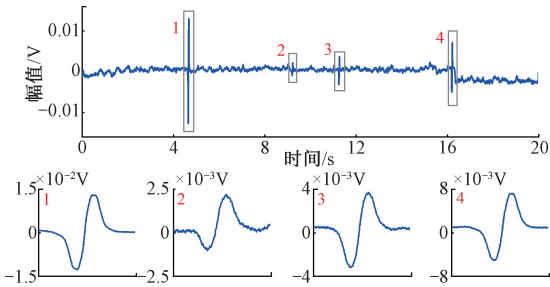


图 8 文献[12]算法滤波结果

Fig. 8 Filtering results of the algorithm in literature [12]

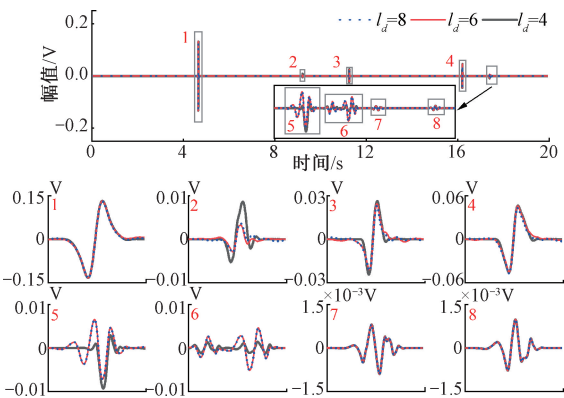


图 9 文献[9]算法滤波结果

Fig. 9 Filtering results of the algorithm in literature [9]

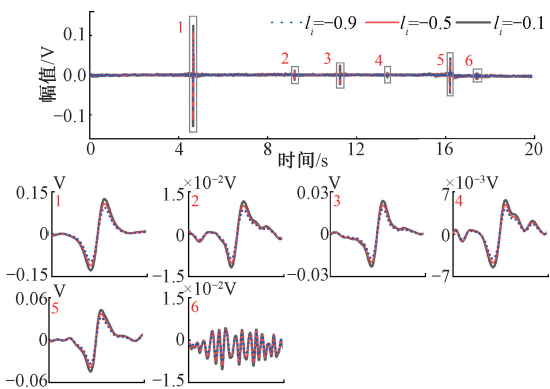


图 10 文献[8]算法滤波结果

Fig. 10 Filtering results of the algorithm in literature [8]

相较而言,本文的所提感应信号特征辨识方法充分考虑了噪声、脉冲和感应信号的时频域特性,尝试利用基于多尺度滤波的信号稳定性实现信号的分割与识别,能够同时兼顾噪声抑制和磨粒信号的特征保护。同时,根据磨粒信号的数学模型研究了时域信号片段的数值特征计算方法,提出了利用几何形态学指标进行感应电压辨识策略,从而实现了磨损颗粒的精确计数和特征分析,为后续定量评估设备的磨损情况提供了数据支持。

6 结 论

本文针对感应式磨粒检测传感器输出结果中微弱的磨粒信号特征难以准确提取和辨识的问题,提出了一种感应信号特征辨识方法。首先对检测信号进行多尺度低通滤波,利用不同截止频率滤波后多维数据之间的稳定性差异进行信号筛分,分割出潜在的磨粒信号。然后根据建立的数学模型对分割后的信号进行几何形态学上的深度辨识,从而最终达到磨粒的精确计数和特征分析的目的。仿真与实验结果表明,该算法能够在噪声抑制的同时较好地保护磨粒信号形态特征,最终提高了磨粒感应电压信号的辨识能力。

参考文献

[1] 宋志坤,徐立成,胡晓依,等. 基于改进型 shapelets 算法的动车组轴箱轴承故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 66-74.

SONG ZH K, XU L CH, HU X Y, et al. Research on fault diagnosis method of axle box bearing of EMU based on improved shapelets algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 66-74.

[2] 孟宗,关阳,潘作舟,等. 基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(23): 106-115.

MENG Z, GUAN Y, PAN Z ZH, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on secondary data enhancement and deep convolutional network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(23): 106-115.

[3] 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.
- [4] 萧红,周威,罗久飞,等. 一种高梯度静磁场感应式全流量磨粒监测传感器[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 10-18.
- XIAO H, ZHOU W, LUO J F, et al. An inductive sensor based on the high-gradient static magnetic field for full flow debris monitoring [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 10-18.
- [5] 史皓天,张洪朋,王文琪,等. 一种液压油磨粒检测新方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 44-51.
- SHI H T, ZHANG H P, WANG W Q, et al. Research on a novel method for detection of wear debris in hydraulic oil [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 44-51.
- [6] 孙衍山,杨昊,佟海滨,等. 航空发动机滑油磨粒在线监测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(7): 1561-1569.
- SUN Y SH, YANG H, TONG H B, et al. Research on a novel method for detection of wear debris in hydraulic oil [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(7): 1561-1569.
- [7] MILLER J L, KITALJEVICH D. In-line oil debris monitor for aircraft engine condition assessment [C]. IEEE Aerospace Conference, 2000: 49-56.
- [8] HONG H, LIANG M. A fractional calculus technique for on-line detection of oil debris [J]. Measurement Science and Technology, 2008, DOI:10.1088/0957-0233/19/5/055703.
- [9] FAN X, LIANG M, YEAP T. A joint time-invariant wavelet transform and kurtosis approach to the improvement of in-line oil debris sensor capability[J]. Smart Materials and Structures, 2009, 18(8): 1-13.
- [10] BOZCHALOOI I I, MING L. Enhancement of the signals collected by oil debris sensors [C]. American Control Conference, 2008, 2810-2815.
- [11] 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.
- [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, DOI: 10.1016/j.measurement.2021.110056.
- [13] HONG W, WANG S, LIU H, et al. A hybrid method based on band pass Filter and correlation algorithm to improve debris sensor capacity [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2017, 82(14): 1-12.
- [14] LI C, LIANG M. Enhancement of oil debris sensor capability by reliable debris signature extraction via wavelet domain target and interference signal tracking [J]. Measurement, 2013, 46(4): 1442-1453.
- [15] LUO J, D YU, MING L. Enhancement of oil particle sensor capability via resonancebased signal decomposition and fractional calculus [J]. Measurement, 2015, 76.
- [16] LIU H, LI T, HONG W, et al. Using multi-window correlation to improve sensitivity and adaptability for oil debris detections [J]. Measurement, 2021, 176: 109236.
- [17] 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.
- [18] WEI H, WANG S, TOMOVIC M, et al. A new debris sensor based on dual excitation sources for online debris monitoring [J]. Measurement Science and Technology, 2015, DOI:10.1088/0957-0233/26/9/095101.
- [19] LUO J, XIE Z, 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.
- [20] 张宇,刘雨东,计钊. 向量相似度测度方法[J]. 声学技术, 2009, 28(4): 532-536.
- ZHANG Y, LIU Y, JI ZH. Vector similarity measurement method [J]. Technical Acoustics, 2009, 28(4): 532-536.
- [21] 于鹏. 逻辑公式间的Jaccard距离及其应用[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(11): 1975-1980.
- YU P. Jaccard distance of logical formulas and its application [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(11): 1975-1980.

作者简介



罗久飞, 分在 2009 年和 2012 年于重庆理工大学获得学士和硕士学位, 2015 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学先进制造工程学院副教授, 主要研究方向为智能故障诊断和信号处理技术。

E-mail: luojf@cqupt.edu.cn

Luo Jiufei received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Chongqing University of Technology in 2009 and 2012, and received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2015. He is currently an associate professor of Advanced Manufacture Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include applications of digital signal processing and analysis, equipment condition monitoring and fault diagnosis.



冯松 (通信作者), 2010 年于重庆大学获得学士学位, 2016 年于西安交通大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学先进制造工程学院副教授, 主要研究方向为油液实时监测技术。

E-mail: fengsong@cqupt.edu.cn

Feng Song (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University in 2010, and received his Ph. D. degree from the Xi'an Jiaotong University in 2016. He is currently an associate professor with the School of Advanced Manufacturing Engineering at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His researches are focused on real-time monitoring techniques of lube oil.