doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.044

基于正交经验模态分解的活塞销磨损特征提取算法

杨 昊 翟玉彬 梁建辉 郭栋梁 刘先良 张 瑞
（青岛农业大学机电工程学院，青岛 266109）

摘要：由于活塞销磨损特征信号容易受到柴油机运行过程中的环境振动噪声干扰，构建有效的振动信号分解和降噪算法体系是实现活塞销磨损信号特征提取的有效途径，这对于建立可靠、精确的二元分类器模型来识别活塞销磨损至关重要。针对振动信号分解和降噪问题，本文提出一种基于正交经验模态分解(Orthogonal empirical mode decomposition ,OEMD)结合连续小波变换(Continuous wavelet transform ,CWT)和主元分析(Principal component analysis ,PCA)的振动信号特征提取法。利用正交传感器布局采集实际运行中柴油机活塞销的振动信号，采用OEMD将正交融合后的振动信号分解为多个经验模态函数(Intrinsic mode function ,IMF)，然后选取能量占比85%的前4个IMF分量进行CWT处理得到小波系数矩阵，最后将该矩阵经PCA运算后的最优得分矩阵输入K-means聚类算法中进行分类。实际实验数据验证了所提方法的有效性，正交融合结果综合了整体趋势和极值分布，因此比单一传感器更可靠，从而避免了因传感器安装位置不合适而造成的干扰或特征缺失。通过与EMD-AR谱算法以及变分模态分解(Variational mode decomposition，VMD)算法对比，本文所提方法具有更强的降噪和特征提取能力，在K-means算法中分类效果较为明显，为二分类器建模识别活塞销磨损奠定了基础。

关键词：活塞销磨损；振动特征提取；正交经验模态分解；连续小波变换；主元分析；K-means聚类
中图分类号：S219.07；S232.8 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-1298(2024)S1-0412-08

Algorithm for Extracting Wear Characteristics of Piston Pins Based on Orthogonal Empirical Mode Decomposition

YANG Hao ZHAI Yubin LIANG Jianhui GUO Dongliang LIU Xianliang ZHANG Rui
(*College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Qingdao Agricultural University*, *Qingdao* 266109, *China*)

Abstract: As piston pin worn features are susceptible to environmental vibration disturbance during diesel engine operation, an effective vibration signal decomposition and noise reduction process is a promising way to enhance the disturbed signals, which is essential to build a reliable and precise binary classifier model to identify piston pin worn. To solve the problem of vibration signal decomposition and noise reduction, a feature extraction algorithm based on orthogonal empirical mode decomposition (OEMD) combined with continuous wavelet transform (CWT) and principal component analysis (PCA) was proposed. The orthogonal sensor layout was used to collect the vibration signal of the piston pin of the diesel engine in actual operation, and OEMD was used to decompose the orthogonal fusion vibration signal into multiple intrinsic mode functions (IMF), and then the first four IMF components with 85% energy were selected for CWT processing to obtain the wavelet coefficient matrix. Finally, the optimal score matrix after PCA operation was input into the K-means clustering algorithm for classification. The actual experimental data verified the effectiveness of the proposed method, and the orthogonal fusion results integrated the overall trend and extreme value distribution, so it was more reliable than a single sensor, thus avoiding the interference or feature loss caused by inappropriate sensor installation position. Compared with EMD combined with AR spectrum algorithm and VMD algorithm, the proposed method had stronger noise reduction and feature extraction capabilities, and the classification effect was more obvious in K-means algorithm, which laid a foundation for two-classifier modeling and identification of piston pin wear.

Key words: piston pin wear; vibration feature extraction; orthogonal empirical mode decomposition; continuous wavelet transform; principal component analysis; K-means clustering

收稿日期：2024-08-01 修回日期：2024-09-06
基金项目：山东省自然科学基金项目(ZR2020QF062)
作者简介：杨昊(1990—)，男，讲师，博士，主要从事故障诊断信号处理研究，E-mail: yanghaocau@126.com
通信作者：张瑞(1988—)，男，副教授，主要从事现代农业装备设计与研发研究，E-mail: zhr27@163.com

0　引言

柴油机是现代农机的主要动力源[1]，柴油机的工况分类与识别有助于提高农机作业的可靠性，然而受环境干扰、采集点位等因素的影响，难以提取显著特征进行分类识别[2-5]。因此实现对振动信号的有效特征提取、降低噪声干扰，从而建立可靠、准确的活塞销磨损二分类器模型至关重要。

对于非平稳信号的特征提取，小波变换应用广泛[6-7]。文献[8-10]采用连续小波变换（Continuous wavelet transform，CWT）对振动信号进行特征提取，受窗函数的限制，其无法做到对信号的自适应分析，易造成部分信息的弱化以及能量的泄漏。文献[11-13]提出利用经验模态分解（Empirical mode decomposition，EMD）对振动信号分解得到特征响应参数。SHUVO 等[14]提出了一种经验模态分解和连续小波变换相结合的混合方法，实现对肺音的特征提取。EMD 的自适应性以及平稳性的优点，弥补了小波变换在处理信号中的不足，同时小波变换的局部观察能力提高了振动信号特征提取能力。由于柴油机工作环境恶劣，特征参数提取受外部干扰严重，故应采取提高采样频率，延长采样时间的措施。但此方法使得原始信号数据量过于庞大，影响后期特征分类以及状态识别。文献[15-17]将主元分析（Principal component analysis，PCA）技术引入故障诊断，对故障信号进行特征约简。PCA 对于信号特征提取、高维信号降维、特征约简等拥有广泛的应用场景。K-means 聚类算法具有易于理解、便于实现、理论可靠以及效率高等优点[18-19]。文献[20-21]利用 K-means 聚类算法实现对特征参数的分类，以此识别设备不同状态。

为有效提取故障特征，简化数据处理步骤，直观识别早期活塞销磨损，为建立可靠、准确的二元分类器模型识别活塞销磨损奠定基础。本文结合 EMD 的自适应处理能力、CWT 的特征提取能力并借助 PCA 的特征约简能力，提出一种基于正交经验模态分解的活塞销振动信号特征提取算法。为减少外部环境噪声干扰以及采样点位对特征提取参数的影响，提出振动传感器垂直安装以及正交特征融合算法，改变以往将振动信号直接利用 EMD 分解的传统，以此降低外部噪声以及采样点位的影响带来的误差。在 EMD 中添加能量筛分规则，减少数据长度并保留主要成分，之后利用 CWT 对其进行特征提取得到小波变换矩阵，最后以 PCA 处理后相关性最强的列向量作为特征提取参数。

1　特征提取方法

首先将正交布局的双传感器采集得到的 128 000 × 2 的原始振动信号经正交特征融合后得到 128 000 × 1 的正交特征向量信号。其次利用 EMD 的自适应分解能力将信号分解为含原始信号不同时间尺度局部特征信息的 128 000 × 6 的经验模态函数（Intrinsic mode function，IMF）。之后将能量占比 85% 的前 4 个 IMF 分量经 CWT 处理后得到 128 000 × 4 的小波变换系数矩阵。然后将该矩阵借助 PCA 得到 128 000 × 4 的得分矩阵，以各系数矩阵各列之间的相关性表示不同状态下的活塞销特征。最后将得分矩阵中含原始信号信息最丰富的第 1 列导入 K-means 聚类算法中验证本研究所提算法对于活塞销振动信号的特征提取能力。

1.1　正交特征融合

正交信号是指在时间上互相正交的信号，也可以理解为彼此之间没有相关性的信号。在信号处理中，常使用正交信号进行分析和合成。外积是两向量在三维空间中的二元运算，利用外积运算，得到一个新的向量，表示两个信号的正交向量。这种预处理方法可以使信号处理更加高效，减少相应的外界噪声干扰，同时保有原始信号的时频域特性，即利用正交性质和外积运算，将两个信号合成一个具有明显特征的正交信号。

1.2　经验模态分解

EMD 是一种递归分解的方法，本质是一个二进制滤波器组，能够根据信号本身的时间尺度特征自适应地将信号分解成若干个 IMF，使得每个 IMF 都包含原始信号不同时间尺度的局部特征信息[22-23]。从根本上解决利用基函数拼凑信号而导致的时间窗固定、最佳小波基选择等一系列问题[24]。在特征提取以及降低环境噪声方面有重要作用[25-27]。

EMD 对信号有很高的要求，当信号满足以下条件时才可进行分解：①在整个数据区间内，极值点与零点的数目相等或个数差为 1。②选取任意时间段，该区间内的局部极小值与局部极大值形成的包络线关于 t 轴（时间轴）对称。

EMD 的关键就是寻找 IMF，对于信号 $x(t)$ 其分解步骤如下：

（1）计算确定信号在时间域内的局部极大值，用样条函数对所有极大值点做 3 次插值运算得到极大值包络线。同理得到局部极小值的包络线。

（2）求出上、下包络的平均值 m_1，将原始信号减去均值 m_1 得到新的残差信号 h_1。

（3）若 h_k 符合 EMD 条件，记 h_1 是 $x(t)$ 的第 1 个 IMF 分量。若 h_1 不符合 EMD 条件则重复步骤（1）、（2）直到得到符合 EMD 条件的 IMF 分量为止，记其为 h_{1k}，计算式为

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \tag{1}$$

式中　h_{1k}——第 k 次 IMF

$h_{1(k-1)}$——第 $k-1$ 次 IMF 分量

m_{1k}——$h_{1(k-1)}$ 的上下包络线均值

（4）从 $x(t)$ 中减去第 1 个包含输入信号最大频率的成分 c_1，得到残差 r_1。

对于每个 IMF 分量，反复执行步骤（1）~（4），直到不能再分解为止，最后得到的所有 IMF 分量相加的和就是

原始信号，计算式为

$$x(t)=\sum_{i=1}^{n}c_i+r_n \tag{2}$$

式中 r_n——参与函数

c_i——第i个包含输入信号最大频率的成分

n——EMD分解次数

在实际应用中，采用连续2个IMF分量之间标准偏差(SD)的变化来判断是否要继续分解，以避免过多的分解导致信号偏离原始信号的真实信息。

EMD作为短时傅里叶变换和小波变换等传统时频分析算法的突破，可用于对任何类型信号分析，在处理非线性非平稳信号较小波变换有明显的优势，大幅降低噪声干扰。

1.3 连续小波变换

CWT是一种可在时频域共同处理信号的方法，通过使用不同的尺度和位置的小波函数对信号进行变换，从而获得信号的局部特性[28-29]。

通过含有尺度和平移参数的子小波与信号内积得到若干个小波变换系数，当信号与该小波相似程度越高，小波变换系数越大。由小波变换系数矩阵处理后得到信号的时频谱，可清晰观察信号在时频域的分布[30]。由于EMD处理后的IMF分量相对平稳且无过多杂余分量干扰，仍具备原始信号的时频特性，故可对IMF分量进行CWT处理，观测信号不同状态下的微小变化。

1.4 主元分析

PCA是一种将线性相关、高斯分布的数据映射到低维空间的方法，是特征提取的方法之一[31-32]。主元分析通过运算将原矩阵映射到主元空间，主元空间中的各列只是原矩阵的线性组合，没有明确的物理意义且不能反映真实的矩阵空间。在变量之间相互独立的情况下，单一变量不受其余变量的干扰，故其统计特性也保持相对稳定，利用PCA使得主元矩阵经压缩后的矩阵依然保持着原矩阵的真实特性，故可以实现特征提取。

1.5 AR谱估计

AR谱作为谱估计中最成熟常用的方法，其有谱峰尖锐、频率定位准确、容易反映功率谱峰值信息的优点。AR谱估计首先对时间序列信号建立AR模型，再用模型系数计算信号的自功率谱。

1.6 K-means聚类分析

聚类是将某个数据集中某些方面具有相似特征的数据成员分类组织的过程，也被称为无监督学习。作为聚类算法最典型的基于距离的聚类算法，K-means均值聚类因其简洁有效而在所有聚类算法中最为广泛使用[33-34]。K-means算法步骤大致如下：

(1)设置簇的数量K：根据用户需要将数据分成K个簇，通常由用户提供参数确定。

(2)初始化聚类中心：随机选择K个数据点作为初始聚类中心。

(3)分配数据点到最近的聚类中心：对于每个数据点，计算其与每个数据点的距离，将其分配到距离最近的聚类中心所在的簇。

(4)更新聚类中心：对于每个簇，计算该簇中所有数据点的平均值，将该平均值作为新的聚类中心。

(5)重复步骤(3)、(4)，直到聚类中心不再发生显著变化。

2 实验与结果分析

2.1 实验材料

为保证实验的严谨性，减少变量干扰，采用新型无故障单缸柴油机进行信号采集实验，每次实验前，保持柴油机空载运转5 min以上，并将油门固定在稳定的程度后再进行数据采集。利用四通道振动信号采集装置采集冲击响应信号，该装置由2个带磁吸底座的加速度传感器(CSA212-50型)和24位高速数据采集器(CSCJ1004A型)组成，加速度传感器的有效范围为50 g，灵敏度为100 mV/g，高速采集器有4个输入通道，可对信号进行预处理，每个通道的最高采样率为128 kHz。在以下实验中，采样频率设置为12.8 kHz。所用设备如图1所示。

信号采集实验如图1所示，采用双传感器正交采集机制进行数据采集。在图1a中，传感器1安装位置与轴线垂直，传感器2安装位置与轴线平行，形成正交关系。振动采集设备如图1b所示。采集到的数据首先经过采集器过滤，然后保存。实验活塞销的实际拆卸情况如图1c所示，实验中使用的活塞销如图1d所示。分别采集活塞销在正常和磨损条件下的振动信号。

设置采样频率为12.8 kHz，分别采集活塞销正常、活

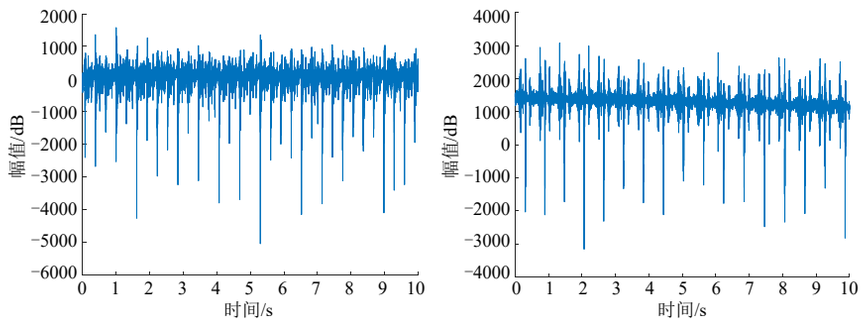


(a) 双传感器布局图 (b) 传感器采集装置 (c) 活塞销现场拆卸图 (d) 实验活塞销

图1 数据采集示意图

Fig. 1 Schematics of data acquisition

塞销磨损实际运行工况下的柴油机振动信号共 1.28 × 10^6 点数据。图 2 为采集到的柴油机未经处理的原始振动信号。由于采样频率较高，无法人工识别特征，从时域波形图中很难发现循环冲击现象，而且由于背景噪声的影响，干扰谱线过多，无法准确分辨故障成分。因此，需要对信号进行进一步的特征提取处理。



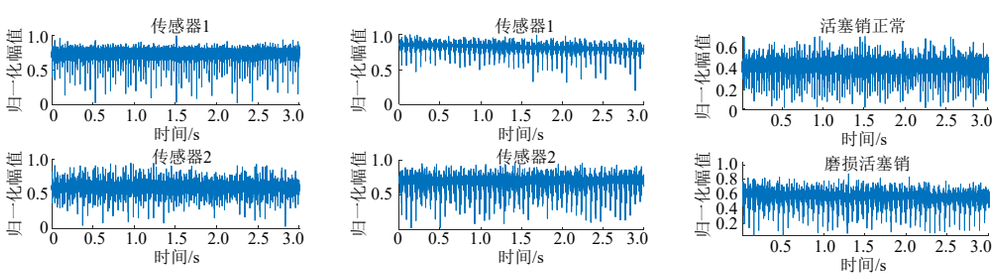
(a) 活塞销正常时域波形　　(b) 活塞销磨损时域波形

图 2　原始振动信号图

Fig. 2　Original vibration signal diagrams

2.2　正交信号处理

通过对比不同实验点、不同顺序的实验数据可以得出，台架实验中的环境噪声主要由车架及其连接点的共振引起。信号归一化处理后的时域图如图 3 所示，图 3a、3b 为未正交融合的活塞销正常、磨损情况下传感器 1 和传感器 2 的时域图。在图 3a 中，总体趋势和极值分布的差异很明显，在图 3b 中也类似，说明传感器的安装位置对采集到的信号有明显的影响，即也会影响信号的特征。图 3c 中的 2 幅图分别为活塞销磨损状态（下图）和正常状态（上图）正交融合后的时域图。



(a) 活塞销正常时域图　　(b) 活塞销磨损时域图　　(c) 正交融合时域图

图 3　归一化信号处理时域图

Fig. 3　Time domain diagrams of normalized signal processing

与不同工况下的原始信号相比，正交融合结果结合了整体趋势和极值分布，比单个传感器更可靠，避免了由于传感器安装位置不合适而造成的干扰或特征缺失。

2.3　EMD 结合 CWT

对上文所得的正交融合信号运用 EMD 处理得到多个 IMF 分量，计算各 IMF 能量占比得到表 1 的多个 IMF 分量能量，选取能量占比达到 85% 的前 x 项 IMF 分量进行 CWT 处理，计算式为

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2(t)\,\mathrm{d}t = \int_{-\infty}^{+\infty}\left(\sum_{i=1}^{m} x_i(t)\right)^2 \mathrm{d}t \tag{3}$$

式中　E_x——累积能量

m——IMF 总分量数

由表 1 可知，应选取 IMF1~IMF4 分量作为 CWT 的输入值，经 CWT 处理后的小波系数矩阵可得到活塞正常信号与活塞销磨损信号时频图，如图 4、5 所示。对比活塞正常信号与磨损信号的时频图可知，正常信号高频能量主要在前期，而活塞磨损后高频能量集中在后期；活塞正常的 IMF1 频率分布均匀，但活塞销磨损的 IMF1 时频图频率相对分散，由时频图可看出活塞正常与磨损信号明显的区别效果，故障特征提取能力较强。图 6 为经 EMD 处理后的 AR 谱，图中 IMF1、IMF2 在 AR 能量值上有明显区分，但 IMF3、IMF4 的能量下降趋势大体一致，区别相对较小无法准确识别，EMD-AR 谱方法侧面证明本文所提的正交传感器布局方式对数据特征提取有重要作用，但对于能量区别较小的分量 AR 谱无法做出有效区分，且 AR 谱只反映频率的能量变换而不能反映时间对于频率的变化趋势，结果对比认为本文所提的 EMD-CWT-PCA 方法在对于含能量值较低的 IMF 下具有较高的分辨精度。

表 1　IMF 能量

Tab. 1　IMF energy

参数	活塞状态	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
能量	正常	6.89	2.00	0.94	0.82	0.56	0.13
	磨损	2.32	0.82	0.93	0.74	0.29	0.05
能量占比/%	正常	57	74	81	88	93	98
	磨损	44	60	77	91	96	98

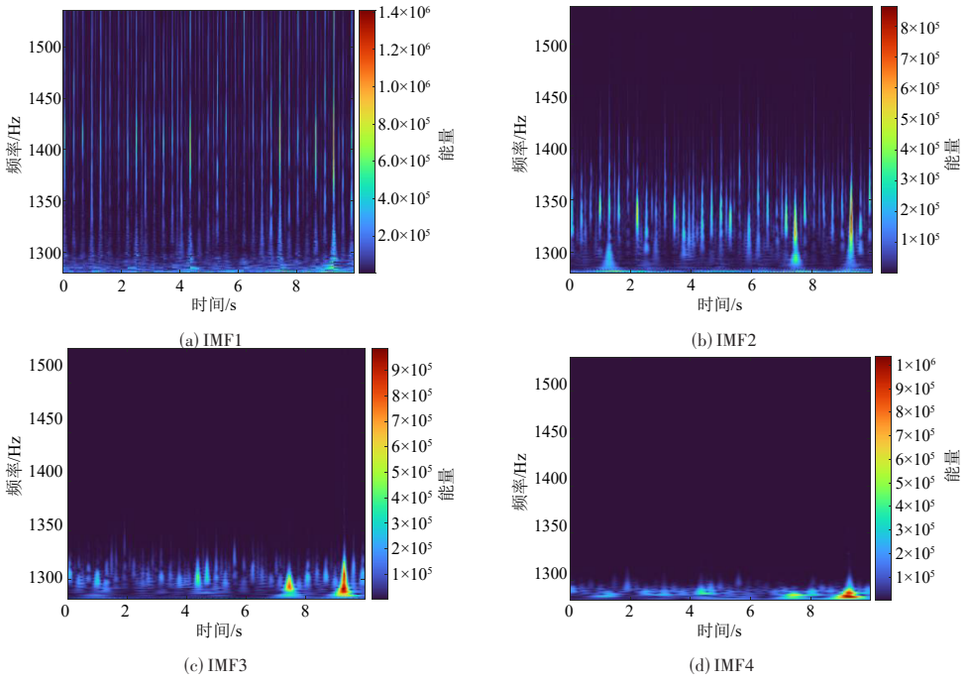


图4 正常信号各IMF时频谱

Fig. 4 IMF time spectrum of normal signals

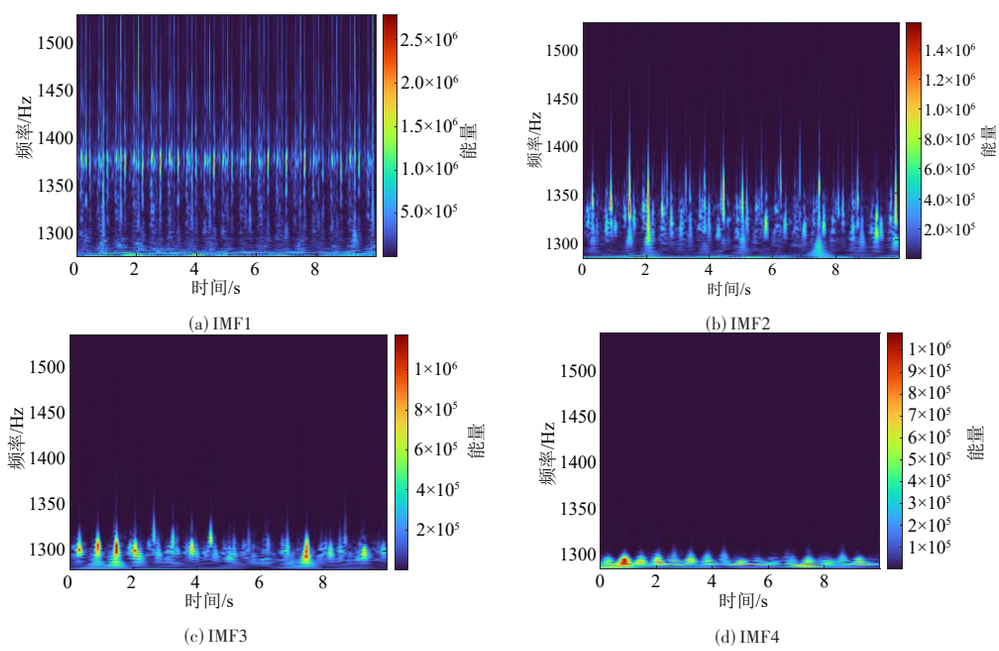


图5 磨损信号各IMF时频谱

Fig. 5 Each IMF time spectrum of wear signals

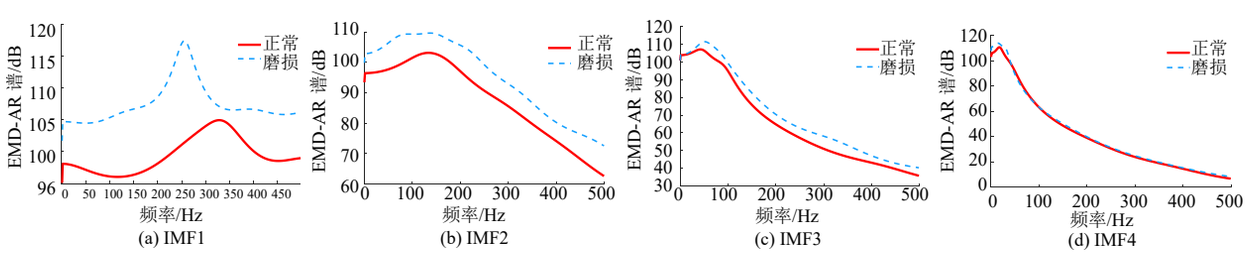


图6 EMD-AR谱

Fig.6 EMD-AR spectrum

2.4　K-means聚类结果

为实现对活塞销两种状态的有效划分，采用K-means聚类分析对经PCA处理后的得分矩阵熵值最高的一列即关联程度最高的一列进行分析，实验结果如图7所示。由图7可知，在聚类分析中活塞销正常状态处于分类图下方，活塞销磨损位于分类图上方，分类界限明显，可直观分辨活塞销所处运行状态，故此证明本文所提方法可有效实现对柴油机活塞销振动特征的提取。对上文所提到的EMD-AR谱得到的IMF1~IMF4能量累加得到如图8所示的SIMF-AR谱，图中活塞销磨损与活塞销正常能量趋势大体一致，磨损状态幅值相较于正常偏高，在图中也可有效划分，但图例只给出相应的频率与能量之间的关系，而忽略时间维度的变化，对信号特征的表现能力不足。利用变分模态分解（Variational mode decomposition，VMD）对该振动数据处理后，截取特征最为明显的5 000点数据幅值变化如图9所示，由图可观察到柴油机正常状态下的波峰出现时间较早且幅值相对较高，而磨损状态下波峰出现时间较晚、幅值总体偏小。但VMD处理后数据量偏大，不利于后期分类运算。经多种方法对比，本文所提方法在特征提取以及数据量压缩方面表现较为优异。

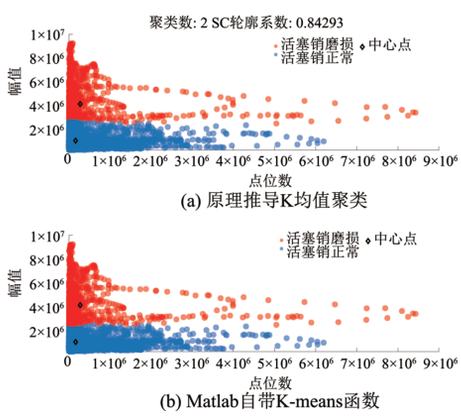


图 7　聚类分析结果

Fig. 7　Cluster analysis results

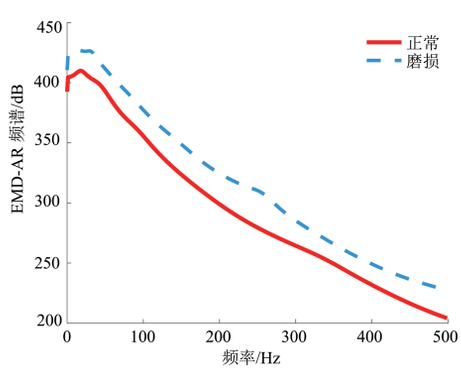


图 8　SIMF-AR谱

Fig. 8　SIMF-AR spectrum

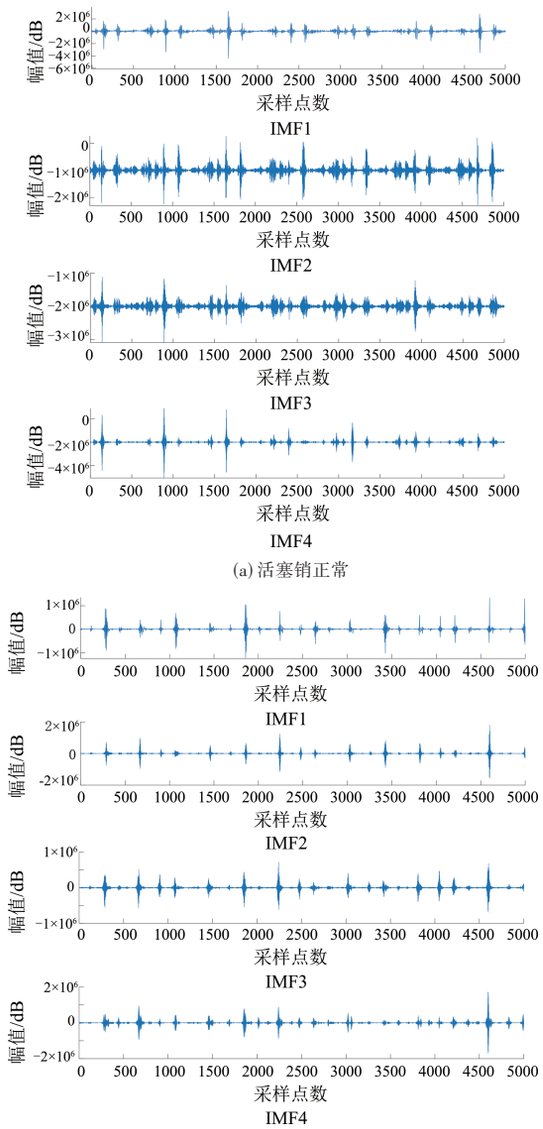


图 9　VMD结果

Fig 9　VMD result

3　结论

（1）所提出的正交传感器布局，OEMD-CWT-PCA算法结合了整体趋势和极值分布，比单个传感器更可靠，避免了由于传感器安装位置不合适而造成的干扰或特征缺失。

（2）实验采集柴油发动机活塞正常以及磨损状态下的振动信号，采用时频法、EMD-AR谱、VMD、OEMD-CWT-PCA-K-means聚类算法进行特征提取，对每一步结果进行相应分析，对多种算法下的结果进行对比，实验结果表明本文所提方法特征提取效果明显，相应的数值范围有明显区别，为建立可靠、准确的活塞销磨损判别二元分类器模型奠定了基础。

参　考　文　献

[1]　唐琦军，常宏博，蒋蘋，等. 基于转矩模型的柴油机功率在线测试方法研究[J]. 农业机械学报，2020，51(增刊2)：571－578.

TANG Qijun, CHANG Hongbo, JIANG Pin, et al. Online measurement method of diesel engine power based on torque model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.2): 571 - 578. (in Chinese)

[2] 谢斌,武仲斌,毛恩荣. 农业拖拉机关键技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 1 - 17.
XIE Bin, WU Zhongbin, MAO Enrong. Development and prospect of key technologies on agricultural tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 1 - 17. (in Chinese)

[3] 黄英,王拓,裴海俊,等. 基于运行工况和多分类支持向量机的柴油机共轨系统诊断方法[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(7): 719 - 725.
HUANG Ying, WANG Tuo, PEI Haijun, et al. Diagnosis method of diesel common rail system based on operating conditions and multi-category support vector machine[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(7): 719 - 725. (in Chinese)

[4] CHU S L, ZHANG J J, LIU F C, et al. Fault identification model of diesel engine based on mixed attention: single-cylinder fault data driven whole-cylinder diagnosis[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124769.

[5] LI H, ZHANG J J, ZHANG Z J, et al. Priori-distribution-guided adaptive sparse attention for cross-domain feature mining in diesel engine fault diagnosis[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 132: 107975.

[6] 温竹鹏,陈捷,刘连华,等. 基于小波变换和优化CNN的风电齿轮箱故障诊断[J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(6): 1212 - 1219.
WEN Zhupeng, CHEN Jie, LIU Lianhua, et al. Fault diagnosis of wind power gearbox based on wavelet transform and improved CNN[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2022, 56(6): 1212 - 1219. (in Chinese)

[7] 郑锋. 噪声环境下基于多层小波变换网络的轴承故障诊断方法研究[J]. 中国设备工程, 2024(7): 189 - 192.
ZHENG Feng. Research on bearing fault diagnosis method based on multilayer wavelet transform network in noisy environment[J]. China Plant Engineering, 2024(7): 189 - 192. (in Chinese)

[8] 余志锋,熊邦书,熊天旸,等. 基于VMD-CWT和改进CNN的直升机轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2021, 36(5): 948 - 958.
YU Zhifeng, XIONG Bangshu, XIONG Tianyang, et al. Fault diagnosis of helicopter bearing based on VMD-CWT and improved CNN [J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(5): 948 - 958. (in Chinese)

[9] 梁睿君,冉文丰,余传粮,等. 基于CWT-CNN的齿轮箱运行故障状态识别[J]. 航空动力学报, 2021, 36(12): 2465 - 2473.
LIANG Ruijun, RAN Wenfeng, YU Chuanliang, et al. Recognition of gearbox operation fault state based on CWT-CNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(12): 2465 - 2473. (in Chinese)

[10] 卢一相,钱冬生,竺德,等. 基于多尺度小波包启发卷积网络的旋转机械故障诊断[J]. 振动与冲击, 2024, 43(17): 203 - 213.
LU Yixiang, QIAN Dongsheng, ZHU De, et al. Multiscale wavelet packet-inspired convolutional network for fault diagnosis of rotating machinery[J]. Journal of Vibration Shock, 2024, 43(17): 203 - 213. (in Chinese)

[11] 闫鹏,张云鹏,侯善营,等. 基于改进EMD-小波包的爆破振动信号降噪方法研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(11): 264 - 271, 287.
YAN Peng, ZHANG Yunpeng, HOU Shanying, et al. Noise reduction method for blasting vibration signals based on improved EMD-wavelet packet[J]. Journal of Vibration Shock, 2024, 43(11): 264 - 271, 287. (in Chinese)

[12] ZHANG S Q, XU F J, HU M F, et al. A novel denoising algorithm based on TVF-EMD and its application in fault classification of rotating machinery[J]. Measurement, 2021, 179: 109337.

[13] SUN Y J, LI S H, WANG X H. Bearing fault diagnosis based on EMD and improved Chebyshev distance in SDP image [J]. Measurement, 2021, 176: 109100.

[14] SHUVO S B, ALI S N, SWAPNIL S I, et al. A lightweight CNN model for detecting respiratory diseases from lung auscultation sounds using EMD-CWT based hybrid scalogram[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2021, 25: 2595 - 2603.

[15] ELSAMANTY M, IBRAHIM A, SALMAN W S. Principal component analysis approach for detecting faults in rotary machines based on vibrational and electrical fused data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200:110559.

[16] 谢涛,张卫东,张义博. 一种基于EGK-均值聚类和PCA的海流发电机叶片冲击故障检测方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(3): 201 - 209.
XIE Tao, ZHANG Weidong, ZHANG Yibo. An impact fault detection method of marine current turbine blade via EGK-MEANS and PCA [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(3): 201 - 209. (in Chinese)

[17] 胡小晨,郭宁,沈拓,等. 基于主成分分析和深度森林算法的S700K转辙机故障诊断[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2024, 52(1): 35 - 40.
HU Xiaochen, GUO Ning, SHEN Tuo, et al. PCA-gcforest-based fault diagnosis of S700K switch machine [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2024, 52(1): 35 - 40. (in Chinese)

[18] LIU M, CHEN D Y, HUO Y H, et al. Dynamic grouping control of electric vehicles based on improved K-means algorithm for wind power fluctuations suppression[J]. Global Energy Interconnection, 2023, 6(5): 542 - 553.

[19] 梁弘毅,陈继开,刘万里,等. 融合K-means聚类和序列分解的实车锂电池剩余使用寿命预测[J]. 汽车工程, 2024, 46(4): 634 - 642.
LIANG Hongyi, CHEN Jikai, LIU Wanli, et al. Prediction of the remaining useful life of real vehicle lithium batteries by fusion of K-means clustering and sequence decomposition[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(4): 634 - 642. (in Chinese)

[20] 张鑫,赵建民,倪祥龙,等. 基于多重分形降趋算法与改进的K均值聚类滚动轴承故障诊断[J]. 北京理工大学学报, 2019, 39(5): 473 - 479.
ZHANG Xin, ZHAO Jianmin, NI Xianglong, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on multifractal descending algorithm and

improved K-means clustering[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(5): 473 - 479. (in Chinese)

[21] LIU Q Q, MA J, ZHAO X, et al. Online diagnosis and prediction of power battery voltage comprehensive faults for electric vehicles based on multi-parameter characterization and improved K-means method[J]. Energy, 2023, 283: 129130.

[22] LI M, JIANG L H, XIONG X L. A novel EMD selecting thresholding method based on multiple iteration for denoising LiDAR signal[J]. Optical Review, 2015, 22(3): 477 - 482.

[23] ZHOU C J, XIONG Z H, BAI H C, et al. Parameter adaptive TVF-EMD feature extraction method based on improved GOA[J]. Sensors, 2022, 22(19):7195.

[24] 何雷,刘溯奇. EMD-AR 谱分析和SVM的变速箱故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2021(11): 56 - 59, 64.
HE Lei, LIU Shuoqi. Gearbox fault diagnosis based on EMD-AR spectrum analysis and SVM[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(11): 56 - 59, 64. (in Chinese)

[25] 冯宁宁,刘刚,张彦娥,等. 基于EMD的奶牛动态称量算法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 305 - 312.
FENG Ningning, LIU Gang, ZHANG Yan'e, et al. Dynamic weighing algorithm of dairy cow based on EMD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 305 - 312. (in Chinese)

[26] 杨亮,刘春红,郭昱辰,等. 基于EMD-LSTM的猪舍氨气浓度预测研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 353 - 360.
YANG Liang, LIU Chunhong, GUO Yuchen, et al. Prediction of ammonia concentration in fattening piggery based on EMD-LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 353 - 360. (in Chinese)

[27] 杜岳峰,张丽榕,毛恩荣,等. 基于EMD的联合收获机籽粒损失监测传感器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 158 - 165.
DU Yuefeng, ZHANG Lirong, MAO Enrong, et al. Design and experiment of corn combine harvester grain loss monitoring sensor based on EMD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.1): 158 - 165. (in Chinese)

[28] 孙曙光,张婷婷,王景芹,等. 基于连续小波变换和MTL-SEResNet的断路器故障程度评估[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(6): 162 - 173.
SUN Shuguang, ZHANG Tingting, WANG Jingqin, et al. Fault degree evaluation of circuit breaker based on continuous wavelet transform and MTL-SEResNet[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(6): 162 - 173. (in Chinese)

[29] 邓飞跃,刘鹏飞,陈恩利,等. 基于自适应频率窗经验小波变换的列车轮对轴承多故障诊断[J]. 铁道学报, 2019,41(5): 55 - 63.
DENG Feiyue, LIU Pengfei, CHEN Enli, et al. Multiple fault diagnosis of train wheelset bearing based on adaptive frequency window empirical wavelet transform[J]. Journal of the China Railway Society, 2019,41(5): 55 - 63. (in Chinese)

[30] 张春林,吴允恒,蔡克燊,等. 基于改进连续小波变换增强非凸正则项稀疏分解的滚动轴承变转速故障冲击特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2024,60(1):1 - 15.
ZHANG Chunlin, WU Yunheng, CAI Keshen, et al. Fault transients extraction of rolling bearings under varying speed via modified continuous wavelet transform enhanced nonconvex sparse representation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024,60(1):1 - 15. (in Chinese)

[31] 李振,李伟光,赵学智,等. 基于主成分分析的特征频率提取算法及应用[J]. 振动.测试与诊断, 2018, 38(4): 834-842, 879.
LI Zhen, LI Weiguang, ZHAO Xuezhi, et al. Feature frequency extraction algorithm based on principal component analysis and its application[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(4): 834 - 842, 879. (in Chinese)

[32] 郑近德,刘涛,孟瑞,等. 基于广义复合多尺度排列熵与PCA的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击, 2018, 37(20): 61 - 66.
ZHENG Jinde, LIU Tao, MENG Rui, et al. Generalized composite multiscale permutation entropy and PCA based fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20): 61-66. (in Chinese)

[33] 安晓飞,王培,罗长海,等. 基于K-means聚类和分区寻优的秸秆覆盖率计算方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 84 - 89.
AN Xiaofei, WANG Pei, LUO Changhai, et al. Corn straw coverage calculation algorithm based on K-means clustering and zoning optimization method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 84 - 89.(in Chinese)

[34] 李翠玲,李余康,谭昊然,等. 基于K-means聚类和RF算法的葡萄霜霉病检测分级方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 225 - 236, 324.
LI Cuiling, LI Yukang, TAN Haoran, et al. Grading detection method of grape downy mildew based on K-means clustering and random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 225 - 236, 324.(in Chinese)