

基于 VMD-MDE 和 ELM 的柱塞泵微弱故障诊断^{*}

程 珩^{1,2,3}, 励文艳^{1,2,3}, 权 龙^{1,2,3}, 赵立红^{1,2,3}, 关 澈^{1,2,3}, 韩 露^{1,2,3}

(1. 太原理工大学新型传感器与智能控制教育部重点实验室 太原, 030024)
(2. 太原理工大学新型传感器与智能控制山西省重点实验室 太原, 030024)
(3. 太原理工大学机械工程学院 太原, 030024)

摘要 针对早期微弱故障信号易受噪声干扰、难以提取和识别的问题,提出一种基于变分模态分解(variational mode decomposition,简称 VMD)多尺度散布熵(multiscale dispersion entropy,简称 MDE)和极限学习机(extreme learning machine,简称 ELM)的柱塞泵微弱故障诊断方法。首先,采集各状态的振动信号进行 VMD 分解,得到若干模态分量,根据各模态分量 Hilbert 包络谱中特征频率能量贡献率大小,提出以归一化特征能量占比(feature energy ratio,简称 FER)为重构准则的变分模态分解特征能量重构法(variational mode decomposition feature-energy-reconstitution,简称 VMDF),对各模态分量进行信号重构;其次,计算重构信号的 MDE,对各尺度散布熵进行分析,选择有效尺度散布熵作为特征向量;最后,将提取的特征向量输入 ELM 完成故障模式识别。柱塞泵不同程度滑靴端面磨损故障的实验结果表明,该方法不仅提高了模式识别效率,还可以更好地反映故障程度变化规律,具有较好的应用性。

关键词 变分模态分解;多尺度散布熵;极限学习机;特征能量占比;滑靴磨损;微弱故障诊断
中图分类号 TH163⁺.3; TH133

引 言

柱塞泵作为液压动力系统的核心部件,对机械设备稳定运行起着重要作用。滑靴磨损故障是其主要故障形式之一,严重时导致滑靴脱落,柱塞球头划伤斜盘,故障轻则加剧振动和噪声,重则危害生命安全。柱塞泵滑靴磨损故障早期阶段,其特征信号较为微弱且出现调制现象,极易被强烈的背景噪声所淹没,故障特征提取和定位困难。因此,提高微弱故障特征提取与模式识别的准确性,对实现柱塞泵运行状态监测及故障早期预判等具有重要意义与价值^[1]。

王浩任等^[2]对泵壳振动加速度信号进行小波分解,提高了信号的信噪比,但小波变换需要调节的参数较多,去噪效果受小波基和阈值的影响较大,对此尚无统一标准可供选择。为克服上述小波变换的缺陷,杜振东等^[3]对原信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD),提取重构信号敏感特征参数,提高了柱塞泵故障诊断的准确率。

EMD 易出现模态混叠和端点效应,为克服此缺陷,Dragomiretskiy 等^[4]提出了 VMD,通过对变分模型求最优解来确定各模态分量的中心频率和带宽,有效缓解了模态混叠问题。陈东宁等^[5]选择 VMD 各模态分量中与原始信号互相关系数大于 0.3 的本征模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)分量进行信号重构,实现了轴承故障诊断。刘岩等^[6]依据谱峭度大小对 VMD 分解后各分量进行重构,实现了滚动轴承早期故障诊断。但是,相关系数选择法和峭度选择法均保留了部分分量,尤其在故障的早期阶段,故障信号较为微弱,可能使有用信号被作为噪声剔除。笔者提出了以特征能量占比为重构准则的变分模态分解特征能量重构法,根据特征能量贡献率大小使各模态分量均参与信号重构,可以有效避免有用信息缺失,更加全面地反映信号内在规律。

熵值反映时间序列的混乱程度,常见的信息熵有模糊熵(fuzzy entropy,简称 FE)、样本熵(sample entropy,简称 SE)和排列熵(permutation entropy,

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51675364)
收稿日期:2020-05-12;修回日期:2020-06-09

简称 PE)等^[7]。散布熵^[8] (dispersion entropy, 简称 DE)相较于以上 3 种信息熵, 计算速度快且考虑了幅值之间的关系, 在特征提取上具有一定优势。由于柱塞泵振动信号较为复杂, 单一尺度的散布熵很难全面反映故障信息, 因此对信号多尺度散布熵进行分析是特征提取的一个方向。

模式识别中应用较为广泛的分类算法有支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM)、BP 神经网络、AdaBoost 算法^[9-10]等。其共同缺陷是调节参数较多, 且参数对识别精度的影响较大。极限学习机^[11]作为一种模式识别分类器, 可以得到全局最优解, 具有调节参数少、速度快、精度高等优点。

端面磨损是滑靴磨损的主要磨损形式之一, 其特征频率与磨损程度有关^[12]。笔者提出基于 VMD 多尺度散布熵和 ELM 的柱塞泵滑靴磨损微弱故障诊断方法, 对轴向柱塞泵的正常、滑靴端面磨损 0.05, 0.10 和 0.15 mm 共 4 种状态进行研究。首先, 采集各状态的振动信号进行 VMD 分解, 提出特征能量占比法, 使每个 IMF 分量均参与信号重构; 其次, 计算重构信号的多尺度散布熵, 选择有效尺度散布熵作为特征向量; 最后, 将提取的特征向量输入 ELM 进行模式识别。实验结果也验证了所提出方法的优越性。

1 算法简介

1.1 变分模态分解

变分模态分解^[13]通过寻找变分模型最优解自适应确定相关频带, 将原始信号分解为 K 个模态分量, 其中 K 为分解层数。

1) VMD 的第 k 个模态函数为 $u_k(t)$, 求解约束变分问题

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/(\pi t)) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

2) 在式(1)基础上引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘子 β , 将受约束变分问题变成无约束变分问题, 表达式为

$$L(u_k, \omega_k, \beta) = \alpha \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t [(\delta(t) + j/(\pi t)) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \beta(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) \left\|_2^2 + \langle \beta(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \quad (2)$$

其中: $\omega_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时中心频率。

3) 利用式(2)对 $u(k)$, $\omega(k)$ 和 β 进行交替迭代更新。对给定精度 ϵ , 当满足以下迭代条件时迭代结束

$$\sum_k (\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2) < \epsilon \quad (3)$$

1.2 多尺度散布熵

多尺度散布熵^[14-15]将粗粒度与散布熵相结合, 相较于多尺度样本熵 (multiscale sample entropy, 简称 MSE) 和多尺度模糊熵 (multiscale fuzzy entropy, 简称 MFE) 具有更高的计算效率, 其在所有尺度上均维持了基于在第 1 时间尺度的散布熵计算中使用的正态累积分布函数的映射。

1) 设长度为 L 的原始信号为 $u = \{u_1, u_2, \dots, u_L\}$, 将信号 u 分成 τ 个长度均为 N 的非重叠段 ($N=L/\tau$), τ 为尺度因子, 计算每段的粗粒度信号

$$x_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u_i \quad (1 \leq j \leq N) \quad (4)$$

其中: $x_j^{(\tau)}$ 为第 τ 个时间尺度下第 j 个粗粒度信号值。

2) 计算各时间尺度下信号 $x^{(\tau)} = \{x_j, j=1, 2, \dots, N\}$ 的散布熵^[15]

$$\text{DE}(x, m, c, d) = - \sum_{\pi=1}^c p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \times \ln(p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})) \quad (5)$$

其中: c 为类别个数; m 和 d 分别为嵌入维数和延迟时间; $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 为每种映射的散布模式; $p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ 为每种散布模式出现的概率。

2 基于 VMD 多尺度散布熵和 ELM 的故障诊断

2.1 VMD 分解及重构

2.1.1 VMD 分解层数 K 确定方法

利用 VMD 进行信号分解时需要提前预设分解层数 K 。针对目前 EMD 确定法和中心频率观察法需要依据经验进行判断、耗时且无法保证准确性的问题, 采用能量变分模态分解 (energy variational mode decomposition, 简称 EVMD) 算法^[16]以能量

收敛因子为判据自适应确定 K 值大小,克服了人为因素产生的影响,速度快,准确性高。

计算原始信号经 VMD 分解后所得能量的余量与原始信号能量的比值,与相邻两分解层数能量比值之差即为能量收敛因子,其计算公式为

$$\Delta = \frac{\|f\|_2^2 - \|\sum_{k=1}^{K-1} u_k\|_2^2}{\|f\|_2^2} - \frac{\|f\|_2^2 - \|\sum_{k=1}^K u_k\|_2^2}{\|f\|_2^2} \quad (6)$$

其中: f 为原始信号; u_k 为第 k ($k=1,2,\cdots,K$) 个模态函数; K 为分解层数。

当 Δ 值小于阈值 ϵ 时,满足能量收敛条件,则认为信号分解相对完全,根据文献[16], ϵ 取 0.02。

2.1.2 VMD 特征能量重构法

为充分利用 VMD 分解后的各 IMF 信息,避免仅选择前 2,3 个相关系数或峭度较大的 IMF 分量进行信号重构,导致出现微弱故障信号被剔除而难以反映信号内在规律的情况,提出一种基于 FER 的 VMD 特征能量重构法实现信号重构,使得每个 IMF 分量均参与信号重构,进而避免有用信息的丢失。计算步骤如下。

1) 设 VMD 分解后的 K 个 IMF 信号序列为 $x=(x_1, x_2, \cdots, x_K)$,计算每个 IMF 的 $FER_k, k=1,2,\cdots,K$ 。

FER 定义为 Hilbert 包络谱中特征频率前 h 倍频处累积能量和与包络谱总能量百分比,表示对特征信息的贡献程度。

$$FER_k = (E_k^1 + E_k^2 + \cdots + E_k^h) / E_k \quad (7)$$

其中: E_k^h 为第 k 个 IMF 的 Hilbert 包络谱中特征频率在第 h 倍频处的累积能量。

当信号中存在多个特征频率时,式(7)则为

$$FER_k = ((E_k^{11} + \cdots + E_k^{1h}) + (E_k^{21} + \cdots + E_k^{2h}) + \cdots + (E_k^{n1} + \cdots + E_k^{nh})) / E_k \quad (8)$$

其中: E_k^{nh} 为第 k 个 IMF 的 Hilbert 包络谱中第 n 个特征频率在第 h 倍频处的累积能量。

2) 计算各 IMF 分量对应的 FER_k 占整个模式的比重

$$\beta_k = \frac{FER_k}{\sum_{k=1}^K FER_k} \quad (9)$$

3) 计算各 IMF 归一化重构权重 $\hat{\beta}_k$

$$\hat{\beta}_k = \beta_k / \max(\beta) \quad (10)$$

4) 计算重构信号

$$x_{\text{Final}} = \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \cdots + \hat{\beta}_K x_K \quad (11)$$

2.2 基于 VMD 多尺度散布熵和 ELM 的故障诊断基本流程

柱塞泵滑靴磨损早期故障诊断基本流程如图 1 所示。

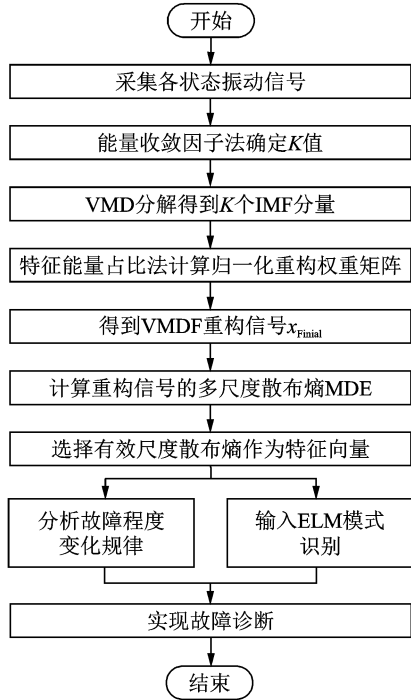


图 1 故障诊断基本流程图
Fig. 1 Basic flowchart of fault diagnosis

3 实验研究

3.1 实验平台及设备

为验证 VMDF 多尺度散布熵和 ELM 的故障诊断方法的优越性,搭建实验台采集柱塞泵泵壳振动信号对其滑靴端面磨损微弱故障进行研究。搭建的实验平台系统如图 2 所示。

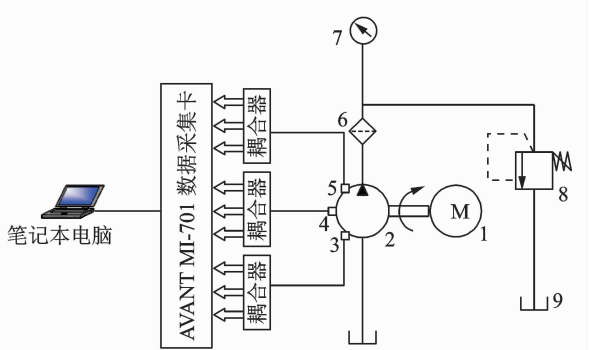


图 2 实验平台系统简图
Fig. 2 Experimental platform system schematic diagram

柱塞泵为斜盘式轴向柱塞泵 A10VSO45;采集泵壳振动信号的传感器为电容式三轴加速度传感器 8795A50,其在泵壳上的位置如图 3 所示。

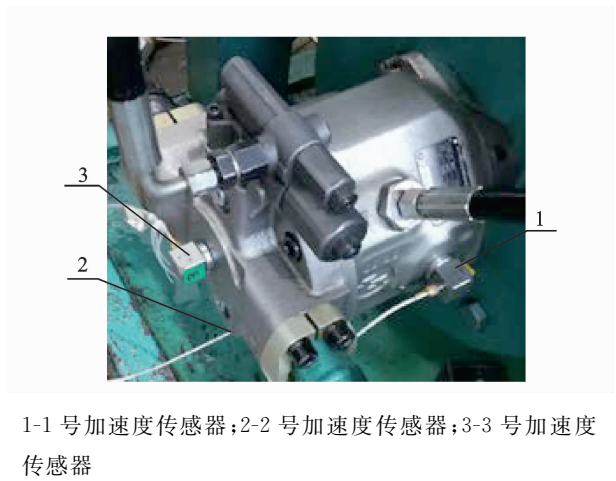


图 3 加速度传感器位置

Fig. 3 Acceleration sensor position diagram

3.2 数据采集

振动信号由加速度传感器采集后,通过 AVANT 数据采集仪结合实时信号分析软件将数据储存在计算机中。分别采集轴向柱塞泵正常、滑靴端面磨损 0.05,0.10 和 0.15 mm 共 4 种状态的振动信号,采样频率为 24 kHz,采样时间为 0.2 s,每组数据采样点数为 4 800,每种状态均采集 60 组样本。系统主油路压力为 10 MPa,电机转速为 1 500 r/min,转轴振动基频为 $1\,500/60 = 25\text{ Hz}$,柱塞泵的柱塞数为 9,柱塞振动基频为 $(1\,500/60) \times 9 = 225\text{ Hz}$ 。

3 号加速度传感器 z 方向的通道故障信号具有最大峭度值,故选择此通道信号进行分析。计算分析均在 Matlab 平台进行。图 4 为 4 种状态信号时域图。

3.3 VMD 信号分解和重构

3.3.1 信号分解

限于篇幅,仅以滑靴端面磨损 0.05 mm 为例进行分析。这里利用能量收敛因子判别法确定 VMD 的分解层数 K 。首先,计算不同分解层数 k ($k=2, 3, \cdots$) 的能量余量与原始信号能量的比值 E_k ;然后,计算能量收敛因子 Δ ,结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,当分解层数为 7 时, $\Delta = 0.017 < \epsilon$ (ϵ 取 $0.02^{[16]}$),则认为分解相对完全,故

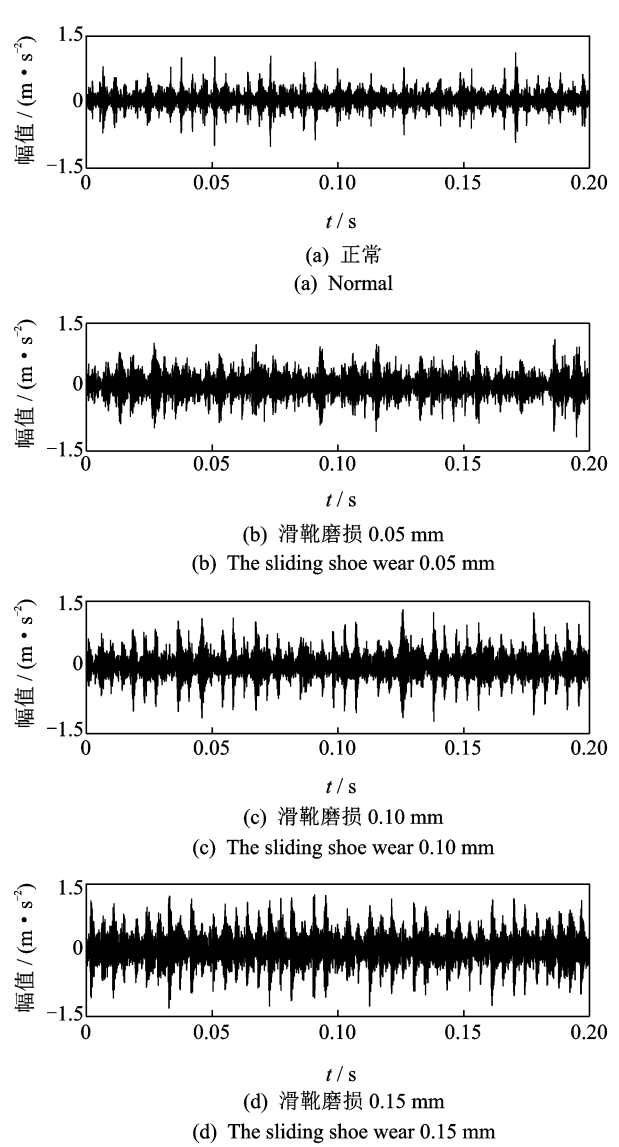


图 4 4 种状态信号时域图

Fig. 4 Time domain diagram of four status signals

表 1 不同分解层数时能量余量比值及能量收敛因子
Tab. 1 Ratio of energy margin and energy convergence factor at different decomposition levels

k	1	2	3	4	5	6	7
E_k	1.000	0.320	0.300	0.217	0.147	0.102	0.085
Δ	—	0.680	0.021	0.082	0.070	0.045	0.017

取分解层数 $K=7$ 。分解后各模态分量频域图如图 5 所示,每个 IMF 均为带有特定中心频率的有限带宽。

3.3.2 信号重构

首先,计算各 IMF 对应的特征能量占比 FER_k ,由于柱塞振动基频 225 Hz 是转轴振动基频

25 Hz 的 9 倍,故 E_k^h 主要选取特征频率 25 Hz 和 225 Hz 的前 8 倍频累积能量进行计算;然后,计算各 IMF 重构权重 β_k ,并将其进行归一化处理,得到归一化重构权重 $\hat{\beta}_k$ 。特征能量占比及重构权重如表 2 所示。

重构信号为 $x_{\text{Final}}=0.766\ 4x_1+x_2+0.878\ 8x_3+0.840\ 3x_4+0.938\ 9x_5+0.700\ 4x_6+0.819\ 0x_7$ 。其中: $\{x_i, i=1,2,\cdots,7\}$ 为各 IMF 分量。

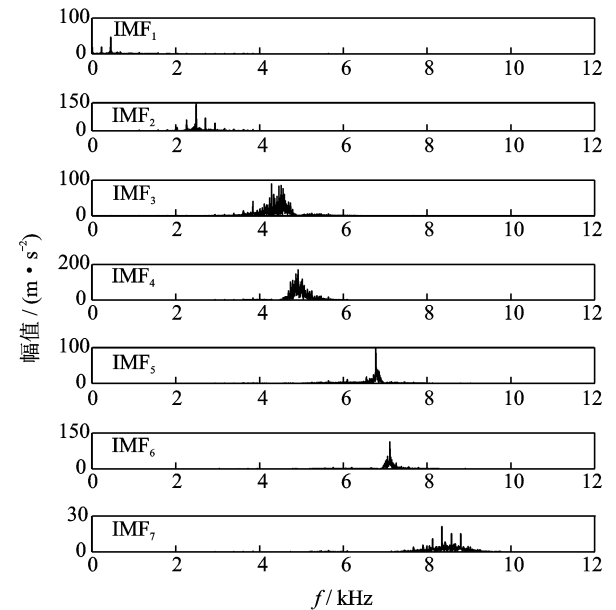


图 5 VMD 分解后各模态分量频域图

Fig. 5 VMD frequency domain diagram of each modal component

表 2 特征能量占比及重构权重

IMF	FER _k	β_k	$\hat{\beta}_k$
1	0.059 7	0.128 9	0.766 4
2	0.077 9	0.168 2	1.000 0
3	0.068 5	0.147 9	0.878 8
4	0.065 5	0.141 4	0.840 3
5	0.073 1	0.158 0	0.938 9
6	0.054 6	0.117 8	0.700 4
7	0.063 8	0.137 8	0.819 0

3.4 特征提取

考虑到处理效果与运行效率^[15],取嵌入维数 $m=3$,类别数 $c=4$,时延 $d=1$ 。选择尺度因子 $\text{scale}=10$ 对 4 种状态 10 个时间尺度上的 DE 值进

行分析,结果如图 6 所示,图中各点均取 20 组样本的平均值。可以看出,随着时间尺度的增大,粗粒化序列随机性与复杂性降低,故 4 种状态的 MDE 基本呈下降趋势,且差异性也逐渐减小。正常信号的 MDE 峰值出现在第 2 时间尺度,其余 3 种状态均在第 1 时间尺度。

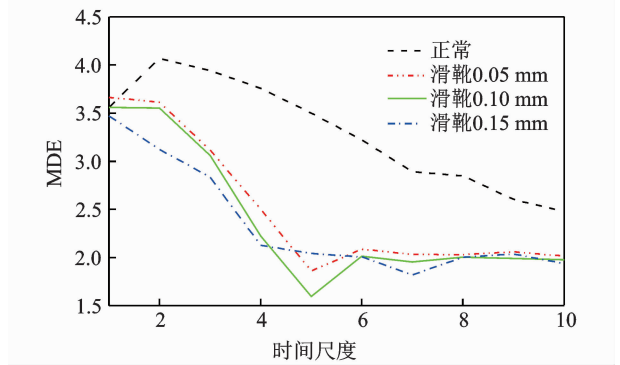


图 6 4 种状态 MDE 值

Fig. 6 MDE values of 4 states

定义 MDE 中出现峰值的时间尺度散布熵为峰值多尺度散布熵(peak multiscale dispersion entropy, 简称 PMDE),计算各状态 VMDF 重构信号的 PMDE 值作为故障特征向量。

4 实验结果分析

为验证 VMDF-MDE 方法的优越性,将所提方法分别与 VMD 相关系数重构-MDE,VMDF-DE,VMDF-MSE 和 VMDF-MFE 进行实验对比分析,各状态取 30 组样本观察其分散性。

4.1 实验结果定性比较

图 7 为 3 种特征提取方法结果。为验证 VMDF 的优越性,计算 VMD 相关系数重构信号的 PMDE 值,结果如图 7(a)所示。可以看出,正常和滑靴磨损 0.10 mm 的 VMD 相关系数重构信号 PMDE 稳定性较好,但另外 2 种状态的波动较大,与其他状态产生混淆,且无法体现故障程度的变化规律。为验证多尺度散布熵较散布熵在故障诊断中的有效性,计算 4 种状态 VMDF 重构信号散布熵,结果如图 7(b)所示。可以看出,正常状态和滑靴磨损 0.10 mm 之间交叉重叠,几乎无法区分。所提方法如图 7(c)所示。可以看出,正常信号具有最高的 PMDE 值,表明正常信号复杂性最高;其

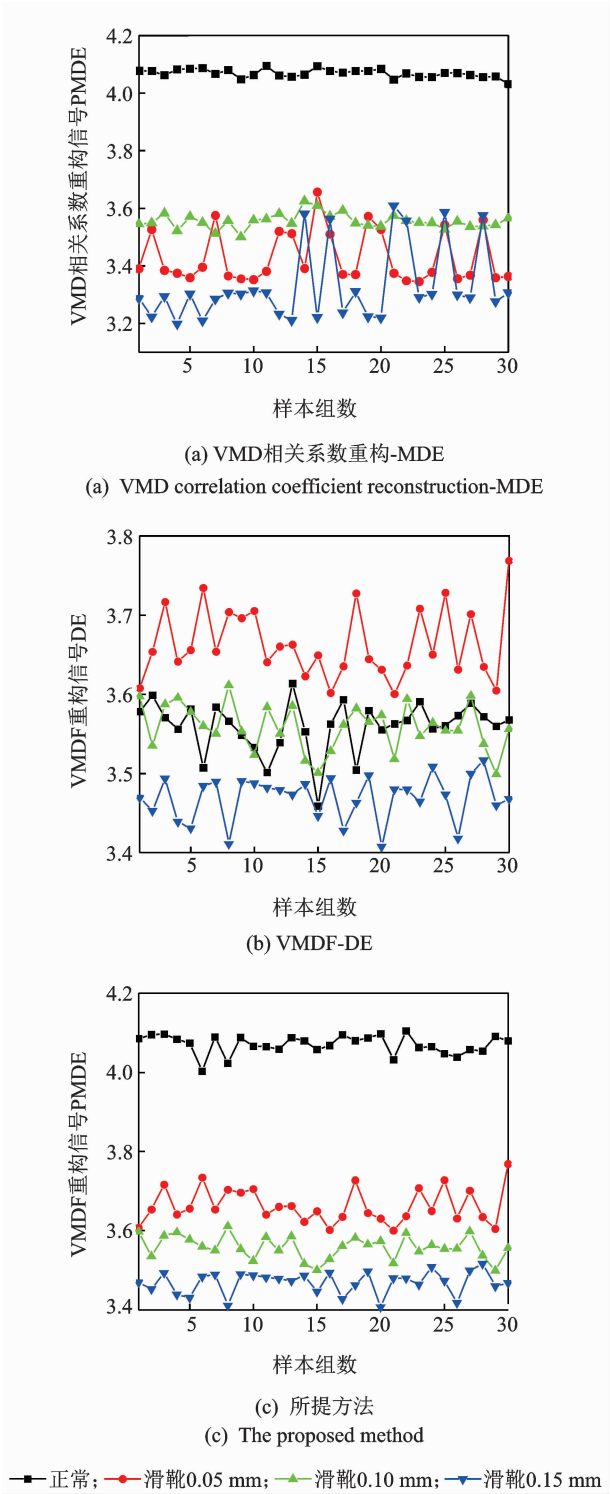


Fig. 7 The results of 3 feature extraction methods

他 3 种滑靴磨损早期故障信号随着故障程度的加深,PMDE 值逐渐减小。这表明随着程度的加深,故障逐渐呈现出规律性,且 4 种状态可以得到较好的区分,证明了所提方法在故障特征提取方面的有效性。

为进一步验证所提方法的优越性,计算 VMDF

重构信号的峰值多尺度样本熵和峰值多尺度模糊熵,如图 8 所示。由图 8(a)可以看出,正常和滑靴磨损 0.15 mm 之间存在较多交叉重叠。由图 8(b)可以看出,3 种滑靴磨损故障之间仍有部分交叉,难以区分。

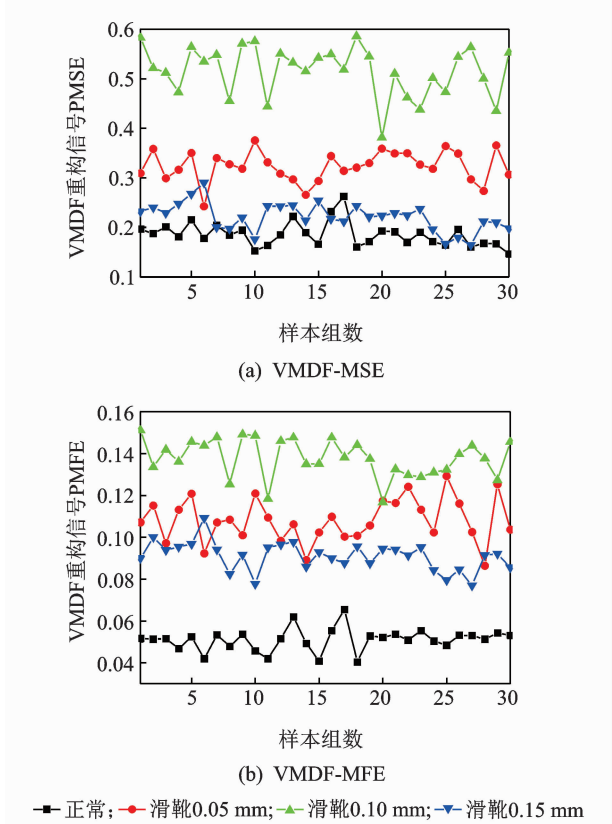


图 8 VMDF 重构信号峰值多尺度样本熵与模糊熵
Fig. 8 VMDF reconstruction signal peak multiscale sample entropy and fuzzy entropy

对比结果证明,将 VMDF 重构信号峰值多尺度散布熵作为特征向量,各种状态之间具有更好的区分效果,且可以更好地反映滑靴磨损早期故障变化规律,验证了所提方法的有效性。

4.2 实验结果定量比较

为进一步定量比较以上 5 种特征提取方法的分类效果,随机选取每种状态的 30 组样本作为训练样本,剩余 20 组作为测试样本,分别将其输入 ELM 进行模式识别,其中 ELM 隐层神经元的激活函数为径向基函数效果最佳。表 3 为 5 种特征提取方法的 ELM 分类结果。

可以看出,所提出方法的分类准确率可达 97.50%,与 VMD 相关系数重构法相比,分类准确率提高了 6%;与 DE 作特征向量相比,分类准确率提高了 18.75%。所提方法与 VMDF-DE 和

VMD-MDE 在运行时间上最多仅相差 0.27 s。VMDF-MSE 和 VMDF-MFE 所需计算时间均较长,两者的分类准确率最高仅达 86.25%。可见,所提方法在柱塞泵滑靴磨损早期故障诊断中具有较高的分类速度和精确度。

表 3 5 种特征提取方法 ELM 分类结果
Tab. 3 ELM classification results of 5 feature extraction methods

特征提取方法	<i>t</i> /s	分类准确率/%
VMD-MDE	17.86	91.50
VMDF-DE	17.99	78.75
VMDF-MSE	22.47	48.75
VMDF-MFE	24.35	86.25
VMDF-MDE	18.13	97.50

为了验证 ELM 算法在模式识别上的优势,将所提方法提取的特征向量输入 SVM 进行分类识别,其中 SVM 选用高斯径向基核函数效果最佳。表 4 为不同分类器识别结果。

表 4 不同分类器识别结果
Tab. 4 Identification results of different classifiers

分类器	<i>t</i> /s	测试精度/%
SVM	0.121 2	77.50
ELM	0.015 6	97.50

可以看出,ELM 的训练时间缩短为 SVM 的 12.87%,测试精度较 SVM 提高了 20%。此外,SVM 加上参数调节的时间,其需要的时间大大增加。结果表明,ELM 相较于 SVM 在分类速度和精度上具有更明显的优势。

5 结 论

1) 提出特征能量占比法进行 VMD 信号重构,根据特征能量贡献率使各模态分量均参与信号重构,可有效避免有用信息的丢失。与 VMD 相关系数重构法相比,识别效果更佳,更能体现故障变化规律。

2) 计算重构信号的多尺度散布熵,选择峰值尺度散布熵作为特征向量,诊断精度可达 97.50%。与 DE、MSE 和 MFE 相比,计算速度较快,分离效

果更好。

3) 选择 ELM 作为分类器,所需调节参数较少且对分类效果影响较小。与 SVM 相比,ELM 在分类速度和精度上具有更明显的优势。进一步证明了所提方法在柱塞泵滑靴磨损微弱故障诊断中具有更高的诊断效率。

参 考 文 献

[1] 张华,曾文韬,鄢威. 基于符号动力学信息熵与 SVM 的液压泵故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37 (2): 288-293.
ZHANG Hua, ZENG Wentao, YAN Wei. Hydraulic pump fault diagnosis based on symbolic dynamic information entropy and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37 (2): 288-293. (in Chinese)

[2] 王浩任,黄亦翔,赵帅,等. 基于小波包和拉普拉斯特征值映射的柱塞泵健康评估方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 45-50.
WANG Haoren, HUANG Yixiang, ZHAO Shuai, et al. Health assessment for a piston pump based on WPD and LE [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(22): 45-50. (in Chinese)

[3] 杜振东,赵建民,李海平,等. 基于 SA-EMD-PNN 的柱塞泵故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 145-152.
DU Zhendong, ZHAO Jianmin, LI Haiping, et al. A fault diagnosis method of a plunger pump based on SA-EMD-PNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 145-152. (in Chinese)

[4] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[5] 陈东宁,张运东,姚成玉,等. 基于 FVMD 多尺度排列熵和 GK 模糊聚类的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2018, 54(14): 16-27.
CHEN Dongning, ZHANG Yundong, YAO Chengyu, et al. Fault diagnosis based on FVMD multi-scale permutation entropy and GK fuzzy clustering [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14): 16-27. (in Chinese)

[6] 刘岩,伍星,刘韬,等. 基于自适应 MOMEDA 与 VMD 的滚动轴承早期故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2019, 38(23): 219-229.
LIU Yan, WU Xing, LIU Tao, et al. Feature extrac-

tion for rolling bearing incipient faults based on adaptive MOMEDA and VMD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(23): 219-229. (in Chinese)

[7] 冯辅周,司爱威,饶国强,等. 基于小波相关排列熵的轴承早期故障诊断技术[J]. 机械工程学报, 2012, 48(13): 73-79.

FENG Fuzhou, SI Aiwei, RAO Guoqiang, et al. Early fault diagnosis technology for bearing based on wavelet correlation permutation entropy [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(13): 73-79. (in Chinese)

[8] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 1-5.

[9] 曹愈远,张建,李艳军,等. 基于模糊粗糙集和 SVM 的航空发动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1): 169-173.

CAO Yuyuan, ZHANG Jian, LI Yanjun, et al. Aero engine fault diagnosis based on fuzzy rough set and SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1): 169-173. (in Chinese)

[10] 曹惠玲,高升,薛鹏. 基于多分类 AdaBoost 的航空发动机故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(9): 1818-1825.

CAO Huiling, GAO Sheng, XUE Peng. Aeroengine fault diagnosis based on multi-classification AdaBoost [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(9): 1818-1825. (in Chinese)

[11] HUANG G B, DING X, ZHOU H. Optimization method based extreme learning machine for classification [J]. Neurocomputing, 2010(74): 155-163.

[12] 胡晋伟. 轴向柱塞泵典型故障特征提取方法研究[D]. 太原:太原理工大学,2018.

[13] 苟先太,李昌喜,金炜东. VMD 多尺度熵用于高速列车横向减振器故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 292-297.

GOU Xiantai, LI Changxi, JIN Weidong. Fault diagnosis method for high-speed train lateral damper based on variational mode decomposition and multiscale entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 292-297. (in Chinese)

[14] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of biological signals [J]. Physical Review E, 2005, 71(2): 1-18.

[15] MOSTAFA R, HAMED A. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.

[16] 王梦阳,王华庆,董方,等. 基于 EVMD-LNMF 的复合故障信号分离方法[J]. 振动与冲击, 2019, 16(21): 146-152.

WANG Mengyang, WANG Huaqing, DONG Fang, et al. A method of compound fault signal separation based on EVMD-LNMF [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 16(21): 146-152. (in Chinese)



第一作者简介:程珩,女,1956 年 11 月生,教授。主要研究方向为机电系统动态测试与故障诊断。曾担任中国工程机械学会理事、测试分会副理事长、全国高校机械工程测试技术研究会副秘书长、中国振动工程学会动态测试专业委员会副秘书长、山西省振动工程学会秘书长等。曾荣获国家科技进步二、三等奖、煤炭部科技进步二等奖、山西省科技进步二等奖等。主持和参加国家自然科学基金重点和面上项目 4 项,主持山西省自然科学基金项目、省攻关项目以及企业合作项目多项。发表相关论文 80 余篇,被 EI 收录 20 余篇,参编国家规划教材 1 部。

E-mail: chenghang@tyut.edu.cn

