DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.09.018

基于 VMD-MDE 的柱塞泵磨损 故障诊断研究*

曲全鹏1,曲海军2,张 强3

(1.河南工程学院工程训练中心,河南郑州451191;2.河南理工大学机械与动力工程学院, 河南 焦作454003;3.河南睿智液压设备有限公司,河南郑州451191)

摘要:通过变分模态分解特征能量重构法(VMD)来实现对故障进行分析时,存在准确性不高的问题,针对这一问题,提出了一种通 过变分模态分解特征能量重构法(VMD)和多尺度散布熵实现的柱塞泵滑靴磨损故障诊断方法。首先,对原始信号先进行了 VMD 分解,获得了能量余量;然后,设计了一种建立在特征能量占比(FER)基础上的变分模态分解特征能量重构法(VMD)和多尺度散布 熵(MDE)的方法;最后,以柱塞泵故障诊断为研究对象,通过仿真分析方法,依次对柱塞泵在正常状态与滑靴端面磨损为0.1 mm、 0.2 mm、0.3 mm 状态下的情况进行了分析。仿真及研究结果表明:在逐渐增加时间尺度的过程中,粗粒化序列的随机性和复杂性 都明显下降;故障程度增大后,形成了更加规律的变化过程;与 DE、MSE 和 MFE 相比,该方法的计算速度更快,分离效果更好;ELM 相对 SVM 的训练时间缩短了 12.5%,同时测试精度提升了 17%;相对于其他方法,采用该方法诊断柱塞泵滑靴磨损故障时获得了 更快的分类速率与更高的准确性,提高了故障诊断效率。

关键词:柱塞泵;磨损振动;信号提取;变分模态分解特征能量重构法;特征能量占比;多尺度散布熵

中图分类号:TH322 文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2021)09-1202-05

Fault diagnosis of plunger pump wear based on VMD-MDE method

QU Quan-peng¹, QU Hai-jun², ZHANG Qiang³

(1. Engineering Training Center, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 451191, China;
 2. School of Mechanical and Power Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;
 3. Henan Ruizhi Hydraulic Equipment Co., Ltd., Zhengzhou 451191, China)

Abstract: The variational mode decomposition characteristic energy reconstruction (VMD) method has a problem of low accuracy in fault realization. Aiming at this problem, a fault diagnosis method of piston pump slipper wear based on variational mode decomposition (VMD) and multi-scale entropy was proposed. Firstly, the energy allowance of original signal was obtained by VMD decomposition, a VMD-MDE(multiscale distribute entropy) method based on characteristics of energy ratio (FER) was designed. Taking the fault diagnosis of the piston pump as the research object, the condition of the piston pump under the normal condition and the slipper end wear of 0.1 mm, 0.2 mm and 0.3 mm was analyzed in turn. The simulation results show that the randomness and complexity of the coarse-grained sequence decrease obviously with the increase of time scale. After the degree of failure increases, a more regular change process is formed. Comparing with DE, MSE and MFE, the calculation speed is faster and the separation effect is better. The training time of ELM compared to SVM is reduced by 12.5%, and the test accuracy is increased by 17%. The efficiency of fault diagnosis is improved. Comparing with other methods, the proposed method can obtain faster classification rate and higher accuracy when diagnosing slipper wear fault of the plunger pump.

Key words: plunger pump; wear vibration; signal extraction; variational mode decomposition characteristic energy reconstruction (VMD); characteristics of energy ratio (FER); multiscale distribute entropy(MDE)

收稿日期:2021-02-20

基金项目:河南省重点研发与推广科技攻关项目(192102210224);河南工程学院工程基础训练实验教学示范中心资助项目(508905) 作者简介:曲全鹏(1981-),男,河南周口人,实验师,主要从事机械制造及其自动化方面的研究。E-mail:ququanpeng2020@163.com

言 0 弓[

柱塞泵在运行过程中发生故障时,会形成微弱的 特征信号,并产生调制现象,从而淹没在背景噪声中。 该现象显著提高了柱塞泵故障特征的提取难度,从而 更难以获得其准确的模式识别效果^[14]。

相对于小波分解与 EMD 分解过程,变分模态分解 不需要设置大量调节参数,并且可以消除模态混叠和 端点效应的问题,使信号被分解成包含多种中心频率 的有效带宽,因此,该方法被广泛应用到了信号处理领 域^[5-8]。陈东宁^[9]从 VMD 模态分量中选择了跟原始 信号互相关系数达到 0.3 以上的 IMF 分量,实施了信 号重构,通过测试发现,该方法能够对轴承故障进行精 确诊断。刘岩^[10]按照谱峭度差异重构了 VMD 分解形 成的各分量,同时引入了 MOMEDA 算法,完成了对滚 动轴承的故障诊断。

在采用相关系数选择法进行处理时,由于只获得了 少数分量,此时在最初发生故障的过程中形成的故障信 号强度非常低,无法对这些信号进行准确诊断,有些特 征信号也被判断成噪声信号而被去除。因此,利用单一 尺度 DE 已不能从柱塞泵复杂振动信号中准确分辨故 障信息,此时首先需要对其信号实施多尺度分析^[11-13]。

目前的研究多是通过变分模态分解特征能量重构法 (VMD)来实现对故障的分析,但变分模态分解特征能量 重构法在实际使用过程中,存在准确性不高的问题。

为了提高测试的准确性,本文设计一种通过变分 模态分解特征能量重构法(VMD)和多尺度散布熵实 现的柱塞泵滑靴磨损故障诊断方法,来分析在正常状 态与不同位置时柱塞泵滑靴端面的磨损状态。

数学模型 1

1.1 VMD 分解层数 K 确定方法

根据 VMD 算法简介可以发现,以该算法对信号 进行处理需要先确定分解层数 K。无论是 EMD 分析 方法还是中心频率观察法,在进行分析时需要参考前 期的经验,耗费大量时间,并且也不能保证其准确性。 因此,可以选择能量变分模态分解(VMD)算法来实施 分析,同时以能量收敛因子为判据,来完成对 K 值自 适应分析,从而获得更快的处理速率,并提高其准确 性[14-16]。

笔者将能量收敛因子表示成一定的形式,对原始 信号先通过 VMD 分解获得能量余量,再跟原始信号 能量进行比较[17]。

其中,能量收敛因子为相邻两分解层数能量比的 差值,其表达式如下:

$$\Delta = \frac{\|f\|_{2}^{2} - \|\sum_{k=1}^{K-1} u_{k}\|_{2}^{2}}{\|f\|_{2}^{2}} - \frac{\|f\|_{2}^{2} - \|\sum_{k=1}^{K} u_{k}\|_{2}^{2}}{\|f\|_{2}^{2}}$$
(1)

式中:f—原始信号; u_k —第 $k(k=1,2,\dots,K)$ 个模态函 数:K—分解层数。

1.2 特征能量占比 VMD 重构(VMD)

为了发挥通过 VMD 方法获取的 IMF 信息的功 能,防止因为只选中其中部分相关系数,或出现高峭度 IMF 参数二导致信号重构过程中的微弱故障信号去除 问题,笔者设计了一种建立在特征能量占比(FER)基 础上的信号重构方法^[18]。

其具体计算步骤如下:

(1) 假定 VMD 分解得到的 K 个 IMF 信号序列是 $x = (x_1, x_2, \dots, x_K)$,之后计算得到各 IMF 的 *Fk*。

将 FER 表示为 Hilbert 包络谱包含的前 h 倍频特 征频率能量与总能量之比,将该比值作为判断特征信 息的贡献度.即,

$$FER_{k} = (E_{k}^{1} + E_{k}^{2} + \dots + E_{k}^{h})/E_{k}$$
(2)

式中: E_k —第 k 个 IMF 的 Hilbert 包络谱特征频率在 h倍频处对应的累积能量。

(2)统计每个 FER 的模态占比。

其表达式为:

$$\beta_k = \frac{FER_k}{\sum_{k} FER_k}$$
(3)

(3)计算 IMF 归一化后的重构权重 β_{\circ} 即:

 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{\iota} = \boldsymbol{\beta}_{\iota} / \max(\boldsymbol{\beta})$ (4)

(4)计算重构信号。

即:

$$x_{\text{Finial}} = \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \dots + \hat{\beta}_K x_K$$
(5)
VMD 多尺度散布熵故障诊断流程如图1 所示。

信号收集以及分解、重构 2

2.1 信号收集

在柱塞泵保持正常运行状态,与滑靴端面达到 0.1 mm、0.2 mm 以及 0.3 mm 磨损程度时,笔者依次 采集 A10VS045 型产生的的振动信号,控制采样频率 为24 000 Hz,持续采样 0.2 s,共采样 4 800 点,分别对 各状态收集60组样本。



图1 故障诊断基本流程图

数据采集仪为 MI-7016 型。 信号采集方案如图 2 所示。



图 2 柱塞泵磨损信号采集方案 1—电动机;2—柱塞泵;3—加速度计;4—过滤器; 5—压力表;6—溢流阀;7—油箱

将系统主油路压力设定在 10 MPa,同时控制电机 转速为1 500 r/min;共包含9 个柱塞数,通过计算获得 柱塞振动基频为 225 Hz。

加速度传感器沿 z 方向产生的通道故障信号表现 出最高峭度值^[19],该结果说明柱塞在工作期间发生滑 靴磨损引起斜盘冲击振动,是通过柱塞、滑靴以及缸体 被传输到柱塞泵的端盖部位,这跟之前振动作用机制 与故障信号传递路径一致,因此,可以分析该通道信号。

4种状态信号的时域变化情况如图 3 所示。





图 3 中,信号具有典型的波动特性,可以作为基础 信号进行后续研究;而且不能从时域图内准确分开 4 种状态,因此,需要对信号进行 VMD 分解和重构。

2.2 信号 VMD 分解和重构

针对各 IMF 分别计算特征能量占比 F_k ,柱塞与转 轴振动基频分别为 225 Hz 与 25 Hz,前者相对后者发 生显著增大,因此, E_k 按照上述特征频率的前 8 倍频 累积能量进行计算。

接着计算 IMF 重构权重 β_k ,同时计算归一化重构权重。 重构权重计算结果如表 1 所示。

表1 重构权重计算结果

IMF	F_k	$oldsymbol{eta}_k$	$x_{ m Finial}$
1	0.071 2	0.133 6	0.812 5
2	0.080 5	0.171 5	0.996 2
3	0.067 5	0.151 5	0.834 6
4	0.069 6	0.198 5	0.868 5
5	0.078 2	0.1621	0.912 8
6	0.061 5	0.122 2	0.7687
7	0.072 6	0.145 2	0.8489
8	0.066 8	0.133 5	0.8854

对表1中数据进行统计,得到以下重构信号:

 $x_{\text{Finial}} = 0.763 \ 1x_1 + x_2 + 0.867 \ 2x_3 + 0.831 \ 4x_4 + 0.947 \ 3x_5 + 0.702 \ 1x_6 + 0.823 \ 6x_7 \tag{6}$

式中: $\{x_i, i=1,2,\dots,7\}$ —IMF 分量。



图 4 中,与原始信号进行比较可知, VMD 重构信 号中高频噪音成分发生了明显降低,因此,可以通过 VMD 将噪音高频分量有效剔除。

3 结果分析

3.1 特征提取结果分析

笔者对各状态下的多尺度散布熵变化规律进行分 析,同时提取得到有效尺度散布熵,并将其作为故障特 征向量。

笔者以滑靴磨损为 0.05 mm 的条件作为研究对象,以尺度因子 scale = 10,测试了 4 个状态下的不同时间尺度 MDE 值。



图 5 中,与正常 MDE 相比,不同程度的滑靴磨损 后,其振动信号 MDE 均表现出明显的降低变化,表明该 方法对处理振动信号是有效的;逐渐增加时间尺度之 后,可以促进粗粒化序列发生随机性的降低,并减小复 杂度,这使得4种状态下 MDE 都出现了减小的结果,同 时获得了更小的差异;正常信号到第2时间尺度时出现 了 MDE 的峰值,在其余各状态下都是第1时间尺度。

VMD 重构信号峰值多尺度散布熵结果如图 6 所示。



图 6 中,正常信号达到了最高 MDE 值,说明正常 信号含有最复杂的成分;其余 3 种滑靴磨损故障信号 都表现为随故障程度增大发生了 MDE 值降低的现象, 说明故障程度增大后,形成了更加规律的变化过程;同 时发现,4 种状态都非常便于区分。

从 4 种状态 VMD 重构信号中提取得到 MDE 值, 并将其作为故障特征向量。

为了对 VMD 优越性开展验证,计算得到的 VMD 相关系数重构信号 MDE 参数结果如图 7 所示。



图 7 VMD 相关系数重构信号峰值多尺度散布熵

图 7 中,通过测试可知,在正常状态和滑靴磨损达 到 0.10 mm 时对应的 VMD 相关系数重构信号 MDE 都 保持稳定状态;在其余 2 种状态下则发生了较大波动,并 存在相互混淆现象,不能准确反馈故障程度变化特征。

3.2 模式识别结果分析

为定量评价采用上述特征提取方法进行分类处理时引起的实际效果变化,笔者按照随机的形式从不同状态下选择得到 30 组训练样本,经过训练后再对剩下的 20 组样本进行测试,再利用 MDE 完成模式识别。

不同特征提取方法 ELM 分类结果如表 2 所示。

表 2 不同特征提取方法 ELM 分类结果

方法	运行时间/s	分类准确率/%
SVM	18.06	90.30
VMD-MDE	18.21	98.10

表2中,采用本文方法达到了98.1%的分类准确率,相 对于 VMD 相关系数重构法的分类准确率提升了近8%。

同时,该方法运行时间与其他方法相近。相对于 其他方法,采用所提方法诊断柱塞泵滑靴磨损故障时, 获得了更快的分类速率与更高的准确性。

不同分类器识别结果如表3所示。

表 3 不同分类器识别结果

分类器	训练时间/s	测试精度/%
SVM	0.123 3	81.60
VMD-MDE	0.014 2	98.40

4 种状态 MDE 值结果如图 5 所示。

表 3 中, VMD-MDE 相对 SVM 的训练时间缩短了 约 11%,同时测试精度提升了约 17%。并且, SVM 需 要进行参数调节,显著增加了处理时间。

综上所述,与 SVM 方法相比较,VMD-MDE 方法 具备更快分类速度与更高精度,能够保障对柱塞泵磨 损振动信号的故障诊断。

4 结束语

针对通过变分模态分解特征能量重构法(VMD) 来实现对故障的分析时存在准确性不高的问题,笔者 设计了一种建立在特征能量占比(FER)基础上的信号 重构方法,提出了通过变分模态分解特征能量重构法 (VMD)和多尺度散布熵实现的柱塞泵滑靴磨损故障 诊断方法;并通过测试数据对仿真结果进行了验证。

研究结果表明:

(1)逐渐增加时间尺度的过程中,粗粒化序列的随机性和复杂性都明显下降。故障程度增大后,形成 了更加规律的变化过程;

(2)相对于其他方法,采用所提方法诊断柱塞泵 滑靴磨损故障时获得了更快的分类速率与更高的准确 性。VMD-MDE 相对 SVM 的训练时间缩短了 11%,同 时测试精度提升了 17%。

本研究对提高柱塞泵磨损振动信号提取及故障诊断具有一定的借鉴价值。但由于不同类型故障可以具备相同类型的故障特征频率,对柱塞泵复合故障类型进行诊断研究值得进一步探索。

参考文献(References):

- WANG Y K. A novel de-noising method based on discrete cosine transform and its application in the fault feature extraction of hydraulic pump [J]. Shanghai Jiaotong Univ. (Sci.), 2016,21(3):297-306.
- [2] 徐 晶. 基于小波包和迁移学习的飞机燃油泵故障诊断 [J]. 液压与气动,2020,44(6):183-188.
- [3] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time-series analysis [J]. IEEE SIGNAL PROCESS-ING LETTERS, 2016, 23(5):610-614.
- [4] 董素鸽,胡代弟,葛明涛.总体局部特征尺度分解及 ELM 的滚动轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造,2017(2):

226-230.

程

- [5] 潘高元,李舜酩,杜华蓉,等.齿轮箱断齿特征识别的S变换-SVD降噪组合方法[J].振动与冲击,2019,38(18):256-263.
- [6] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. Roughset based rule learning and fuzzy classification of wavelet features for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump[J]. Measurement,2013,9(9):3057-3063.
- [7] 路敬祎,马雯萍,叶 东,等. 基于 VMD 的声音信号增强 算法研究[J]. 机械工程学报,2018,54(10):10-15.
- [8] 张亚靓,林 郁,纪俊卿,等.LS-SVM 与小波指数阈值结 合的振动信号降噪[J].液压与气动,2020,44(3):71-75.
- [9] 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.
- [10] 刘 岩,伍 星,刘 韬,等.基于自适应 MOMEDA 与
 VMD 的滚动轴承故障特征提取[J].振动与冲击,2019, 38(23):219-229.
- [11] 戴洪德,陈强强,戴邵武,等.基于样本分位数排列熵的故 障诊断方法[J].振动与冲击,2019,38(23):152-156,170.
- [12] DRAGOMIRETSKIYK, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(3):531-544.
- [13] 曾祥辉,兰 媛,黄家海,等.基于核超限学习机的轴向 柱塞泵故障诊断[J].液压与气动,2018,42(1):61-64.
- [14] Mustafa Kl Ki, Esmee U. Critical analysis of processes and apparatus for industrial surface peening technologies [J].
 The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 74(9-12):1551-1565.
- [15] 董林鹭,蒋若辰,徐奴文,等. 基于 LMD-SVD 的微震信号降 噪方法研究[J]. 工程科学与技术,2019,51(5):126-136.
- [16] 刘桓秀,陆佳平.基于 ANSYS 的弹性约束包装件的随机 振动特性分析[J].包装与食品机械,2019(1):57-62.
- [17] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: a measure for time series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5):1-5.
- [18] 王梦阳,王华庆,董 方,等. 基于 VMD-LNMF 的复合故 障信号分离方法[J]. 振动与冲击,2019,16(21):146-152.
- [19] 刘生政,张 琳,曾祥辉,等. 基于 MED-EEMD 和 ELM 的轴向柱塞泵松靴故障诊断研究[J]. 机电工程,2020, 37(3):241-246,252.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

曲全鹏,曲海军,张 强. 基于 VMD-MDE 的柱塞泵磨损故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(9):1202-1206.

QU Quan-peng, QU Hai-jun, ZHANG Qiang. Fault diagnosis of plunger pump wear based on VMD-MDE method[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(9):1202 - 1206. 《机电工程》杂志:http://www.meem.com.cn