

# 基于极限学习机的柱塞泵空化状态智能诊断研究

李延民<sup>1</sup>,李明<sup>2</sup>

(1. 河南神马尼龙化工有限责任公司,河南 平顶山 467013;  
2. 河南科技大学 机械工程学院,河南 郑州 471023;)

**摘要:**针对传统依靠单一指标判断空化状态方法中存在的效果差和滞后性缺点,在多类特征融合的基础上,对不同工况下产生的空化外特性信号进行探讨,开发出一种以极限学习机(ELM)方法评价液压柱塞泵空化程度的新技术,能够非常准确地测定液压柱塞泵运行阶段出现的空化情况。研究表明:通过EMD完成空化状态的分解,再对IMF分量样本熵实施归一化,完成空化处理后形成了不同的样本熵。提高样本熵值后,形成了更复杂变化特征的样本序列。通过与BP神经网络、随机森林方法进行对比,表明采用ELM分类器处理时只需设置简单的结构和系统参数就可以消除人为因素造成的误差波动。用户也可以自主设置隐层节点的个数,极大地增加了系统的适应性。

**关键词:**极限学习机;柱塞泵;空化;振动信号;特征提取;检测

**中图分类号:**TH322 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)03-0245-04

## Intelligent Diagnosis Reserch on Cavitation State of Piston Pump Based on Extreme Learning Machine

LI Yanmin<sup>1</sup>, LI Ming<sup>2</sup>

(1. Henan Shenma Nylon Chemical Co., Ltd., Pingdingshan 467013, China;

2. School of Mechanical Engineering, Henan University of Science and Technology, Zhengzhou 471023, China)

**Abstract:** With regard to the poor effect and hysteresis of the traditional method of judging cavitation state by a single index, the cavitation external characteristic signals generated under different working conditions were discussed based on the fusion of multiple kinds of features, and a new technology was developed to evaluate the cavitation degree of hydraulic piston pump by extreme learning machine (ELM) method, which can accurately measure the cavitation of hydraulic piston pump during operation. Reserch results show that the decomposition of cavitation state is completed by EMD, and the sample entropy of IMF component is normalized. After the completion of cavitation processing, different sample entropy is formed, and the sample sequence with more complex changing features is formed with the increase of sample entropy. Compared with BP neural network and random forest, it is shown that ELM classifier can eliminate error fluctuation caused by human factors only by setting simple structure and system parameters. Users can also set the number of hidden layer nodes independently, which greatly enhances the adaptability of the system.

**Keywords:** extreme learning machine; hydraulic plunger pump; cavitation; vibration signal; feature extraction; detection

## 0 引言

由于采用液压方式为设备运行控制过程提供动力只能达到有限范围的回路背压,并不能满足高入口压力调控需求,从而引起柱塞泵运行阶段产生空化问题<sup>[1]</sup>,此时高压区中进入大量的气泡,并在之后不断压缩的过程中气泡体积持续减小直到完全消失,在上述转变过程中产生了明显高压冲击,由此引起柱塞泵运行阶段形成明显噪声、振动并产生流量脉动的结果<sup>[2]</sup>。随着柱塞泵发生大幅振动后,液压系统无法继续保持原有稳定状态,同时也会降低设备的运行可靠性与安全性<sup>[3-4]</sup>。尤其是处于较大的流量脉动状态下时,进一步提高了液压系统的故障概率,此时将会在管道内形成流固耦合结果,从而造成不稳定变化

的振动与共振现象。当前,液压柱塞泵的运行压力与转速都持续提高,受空化作用后系统运行过程中产生明显振动以及一定的流量脉动现象,从而对柱塞泵的运行控制过程造成较大干扰<sup>[5]</sup>。

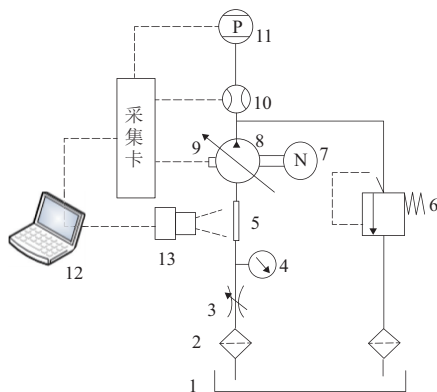
当前已有较多文献针对离心泵的空化影响因素进行了相关研究。蒲道林<sup>[6]</sup>设计了不同实验条件,以此测定离心泵空化振动的变化状态,同时对比了泵壳不同区域在各频段下形成的振动信号,处于4 500~9 800 Hz频段区间的方均根值对空化造成的影响最显著,可以通过此参数进行空化初生状态与发展程度进行分析。骆斌等<sup>[7]</sup>利用实验对离心泵进行空化振动性能表征,比较了正常和严重空化状态下产生的不同振动信号,根据频谱图可以判断此时形成了较宽的频带,并且出现了泵共振状态,提高空化程度之后,产生了明显增大的振动能量。贺国等<sup>[8]</sup>通过能

量法对离心泵的空化类型进行了区分,得到4类结果,通过改进倍频带的方式提取获得特征参数,之后通过BP神经网络分析上述参数来判断离心泵的空化状态。

虽然之前已有文献报道了空化现象并分析了引起该现象的各项因素,但并未形成成熟的理论研究结果,不能实现对空化状态的精确判断<sup>[9]</sup>。现阶段,尚未形成一致的研究结果,只能对其中一个特定层面开展分析。本文依次对不同工况下产生的空化外特性信号进行了探讨,开发出了一种以ELM方法评价液压柱塞泵空化程度的新技术,能够非常准确地测定液压柱塞泵运行阶段出现的空化情况。

## 1 柱塞泵空化实验

图1为采用液压柱塞泵进行空化测试的系统图。从图中可以看出,实验泵在电机作用下进入往复运动的状态,从而完成油液的吸排功能<sup>[10]</sup>。对液压柱塞泵的空化程度进行分析时,可通过设置合适的吸油管路部位的闸阀阻力使其达到所需空化程度。



1—油箱;2—过滤器;3—闸阀;4—真空表;5—窥视窗;  
6—溢流阀;7—电机;8—柱塞泵;9—加速度传感器;  
10—流量传感器;11—压力传感器;12—计算机;13—摄像机。

图1 柱塞泵空化实验系统图

按照以下方式进行实验:加入变频器进行液压柱塞泵转速调节,并通过回路溢流阀控制系统负载,依次对4类运行工况进行测试,将转速与压力依次设定在980 r/min与12 MPa、980 r/min与16 MPa、1420 r/min与12 MPa、1440 r/min与16 MPa;通过调节各工况下的进油口闸阀开度可以有效控制液压柱塞泵形成不同空化状态,之后采集得到泵壳在振动阶段的频率与幅度、出油与进油口压力及其流量。

图2是对不同工况下进行液压柱塞泵空化程度测试得到的结果。图2显示,当泵运行过程中形成较低油液真空度时,未出现空化或只形成较低空化程度的情况下,柱塞泵流量趋于稳定,并未引起工作状态的显著变化;随着真空度逐渐增大后,泵达到了更大空化程度,同时泵流量也呈持续下降的变化趋势。以容积泵空化状态作为指标,将柱塞泵流量降低至1%时形成的空化曲线作为临界状态。对于工程分析过程,当泵达到更小流量时可以推断已经产生了显著恶化的结果。

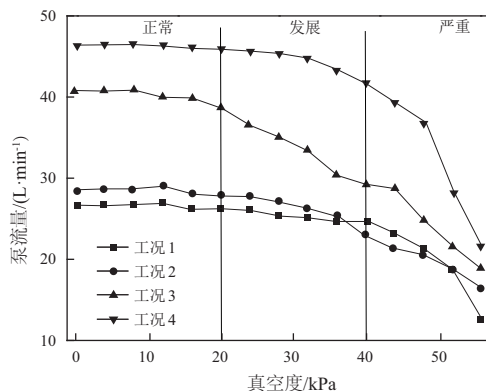


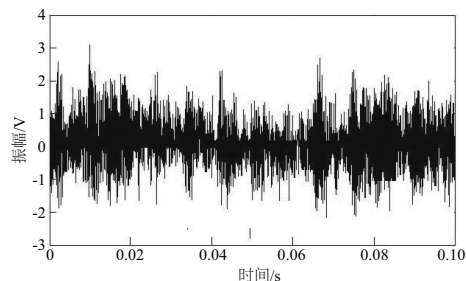
图2 各工况的空化性能曲线

## 2 振动信号分析

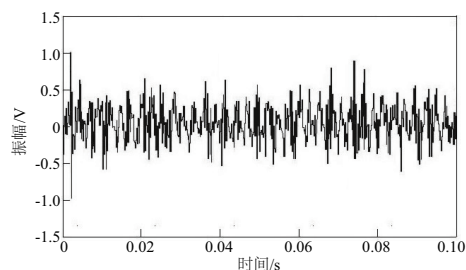
### 2.1 振动信号预处理

本研究重点分析了每个测点在各方向上振动时达到的信号空化敏感状态,由此确定最优检测模式与部位。为精确反馈柱塞泵振动时各项参数的变化规律,同时采用db1小波基函数完成原信号小波包分解的过程,再对阈值噪声信号进行去除,经小波包重构计算获得去噪振动信号。本次收集的初始信号都是经过调制后的信号,此时需采用Hilbert变换方式完成信号的去噪,根据上述方式预处理后也能获得对柱塞泵振动的情况进行准确反馈的信号。

图3是正常振动信号在设置预处理和未设置预处理条件下进行比较的结果。可以发现,完成信号去噪后,振动信号时域图也更加干净,同时形成了稳定的时域信号振动状态,从而准确显示有用振动参数。



(a) 原始振动信号



(b) 预处理后的振动信号

图3 振动信号预处理结果

### 2.2 EMD 样本熵特征提取

诊断系统故障时,通过EMD完成数据分解计算并利用样本熵对系统状态进行识别并取得了良好的成果。本

文通过 EMD 自适应分解的模式对振动信号进行处理,由此提取获得会引起信号复杂程度变化的样本熵,再以此作为判断空化状态的重要指标。

EMD 是一种可以实现自适应分解功能的处理技术,可通过此方法进行信号分解得到 IMF 分量,同时在上述分量中也存在与信号没有明显相关性的“噪声”数据,因此在故障特征提取的过程中应测试分量数据与原始信号的相关系数,将低于 5% 以内的相关性分量进行去除。图 4 所示是利用 EMD 方法分解空化检测期间振动信号获得的 IMF 分量与初始信号相关程度。

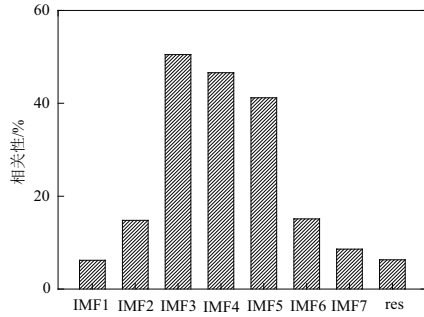


图 4 各 IMF 分量与原信号相关性

采用 EMD 分解方法得到的初始信号主成分基本出现在前 6 个 IMF 分量中,到达第 7 个分量时与初始信号相关性已低于 5%,IMF1—IMF6 表示 EMD 自适应分解得到的有用分量。

通过 EMD 完成空化状态的分解,再对 IMF 分量样本熵实施归一化,由此判断 6 维有效非线性变化规律。表 1 是对各空化状态样本熵进行数据特征提取的情况。表 1 显示,完成空化处理后,形成了不同的样本熵,其中,处于越低样本熵条件下的序列相似度也更大;提高样本熵值后,形成了更复杂变化特征的样本序列。IMF1—IMF3 样本在不同状态下都形成了显著降低的熵值,可以看到在第一层减小到了 15% 的最初熵值,第二层则减小到了 43% 的初期熵值,第三层进一步发生下降达到 80% 初期熵值,第四层达到了与最初熵值相近的状态。第五、六层中的各试样熵值大幅提高,接近最初熵值的 2 倍。产生上述结果的原因是形成破裂的空化气泡后在泵壳中产生共振现象,获得了更大振动幅度,同时减弱了其余的频率成分。

表 1 工况 1 下各空化状态 IMF 的样本熵值

状态	IMF					
	1	2	3	4	5	6
正常 状态	0.82	0.51	0.55	0.54	0.26	0.17
	0.63	0.39	0.54	0.50	0.23	0.12
	0.67	0.46	0.51	0.51	0.27	0.14
	0.71	0.49	0.59	0.52	0.24	0.15
	0.74	0.52	0.53	0.55	0.25	0.16
	0.12	0.17	0.35	0.48	0.48	0.29
发展 状态	0.14	0.19	0.35	0.45	0.40	0.25
	0.21	0.22	0.38	0.47	0.47	0.23
	0.13	0.17	0.42	0.53	0.42	0.27
	0.12	0.20	0.35	0.49	0.48	0.31

续表 1

状态	IMF					
	1	2	3	4	5	6
严重 状态	0.08	0.14	0.24	0.39	0.45	0.31
	0.09	0.14	0.28	0.41	0.36	0.28
	0.06	0.18	0.36	0.43	0.38	0.27
	0.11	0.14	0.32	0.48	0.38	0.26
	0.07	0.16	0.25	0.41	0.39	0.29

### 3 柱塞泵空化状态检测

本研究重点分析了液压柱塞泵处于不同工况下的空化性能变化情况,并对当前智能诊断技术进行分类的缺陷开展深入探讨,重点分析了诊断效率偏低以及容易受到人为因素干扰的问题,并考虑了参数设置过多与精度不足的问题,之后通过极限学习机(ELM)的方式进行了分类处理,最后对以上结果跟 BP 神经网络、随机森林(RF)方法实施对比分析。

ELM 极限学习机参数设置:激活函数为 sigmoid 函数,隐层神经元个数为 450。

BP 神经网络参数设置:学习率为 0.01,梯度阈值为 1;最大迭代轮数为 50。

RF 随机森林参数设置:决策树最优棵数为 450,子集最优特征数为 5,本文特征总数为 10。

为更加准确地识别训练和测试过程不同类型工况的空化状态,由此通过边缘检测确定各工况空化情况,同时对每种空化状态设定了相应的标签。将提取出的特征参数经过降维处理并实施归一化,由此构建包含 16 维数据的特征集。完成分类后得到 200 组不同空化状态的数据。其中,训练集中存在 150 组样本,测试集中存在 50 组样本。以不同分类器识别得到表 2 中的参数。

表 2 各工况下空化状态识别结果

工况	分类器	隐层节点	耗时/s	准确度/%
工况 1	ELM	180	0.22	98.46
	RF	450	0.56	91.23
	BP	90	1.85	86.42
工况 2	ELM	40	0.08	94.33
	RF	450	0.62	87.84
	BP	150	2.46	81.28
工况 3	ELM	15	0.08	93.62
	RF	450	0.63	84.27
	BP	160	2.46	78.43
工况 4	ELM	16	0.05	98.85
	RF	450	0.36	94.67
	BP	100	2.16	86.78

根据表 2 诊断结果进行分析可以发现,采用本文方法实现了每种工况空化状态的精确判断,其中,ELM 比其他两种方法具备更高的检测精度,同时明显缩短了 ELM 模



型的处理时间。RF 与 ELM 形成了相近的识别结果,都比 BP 诊断精度更高。采用 ELM 分类器处理时只需设置简单的结构和系统参数,可以消除人为因素造成的误差波动,用户也可以自主设置隐层节点的个数,极大地增加了系统的适应性。

## 4 结语

1)通过 EMD 完成空化状态的分解,再对 IMF 分量样本熵实施归一化,完成空化处理,形成了不同的样本熵,提高样本熵值后,形成了更复杂变化特征的样本序列。

2)通过与 BP 神经网络、随机森林(RF)方法进行对比,表明采用 ELM 分类器处理时只需设置简单的结构和系统参数,可以消除人为因素造成的误差波动,用户也可以自主设置隐层节点的个数,极大地增加了系统的适应性。

### 参考文献:

- [1] 齐晓轩,都丽,张国山. 小波包近似熵特征的机动车声识别方法[J]. 南京理工大学学报,2020,44(1):67-73,79.
- [2] AHMADI M, THIMMAIAH P, BAHRAMI M, et al. Experimental and numerical investigation of a solar eductor - assisted low - pressure water desalination system[J]. Science Bulletin, 2016,

61(12):959-973.

- [3] 杨大为,冯辅周,赵永东,等. VMD 样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2018,37(16):198-205.
- [4] 赵鹏军,谷立臣,孙昱,等. 基于小波包的柱塞泵压力脉动信号提取与分析[J]. 机械设计与制造,2019(7):161-164.
- [5] DULAR M, POŽAR T, ZEVNIK J, et al. High speed observation of damage created by a collapse of a single cavitation bubble[J]. Wear, 2019, 418/419:13-23.
- [6] 蒲道林. 空化诱发离心泵振动特性的试验研究[J]. 水泵技术,2015(3):6-8.
- [7] 骆斌,刘德祥,陈捷. 离心泵汽蚀振动特性研究[J]. 水电与新能源,2015(6):34-38,42.
- [8] 贺国,曹玉良,明廷锋,等. 基于改进倍频带特征的离心泵空化状态识别[J]. 哈尔滨工程大学学报,2017,38(8):1263-1267,1302.
- [9] 刘志奇,崔金元,董洪全,等. 高压轴向柱塞泵配流盘抗空化结构研究[J]. 计算机仿真,2020,37(11):227-231.
- [10] 高殿荣,索晓宇,蔡倩玲,等. 水压柱塞泵关键结构参数对泵内空化的影响[J]. 中国机械工程,2018,29(4):434-440.

收稿日期:2021-12-08

(上接第 192 页)

分析图 9 可知,当图像帧数为第 100 帧时,文献[3]方法所消耗的时间为 0.16 s,文献[4]方法所消耗的时间为 0.21 s,所提方法所消耗的时间为 0.03 s;当图像帧数为第 300 帧时,文献[3]方法所消耗的时间为 0.33 s,文献[4]方法所消耗的时间为 0.40 s,所提方法所消耗的时间为 0.21 s;采用所提方法识别汽车协作机器人机械故障图像,其消耗的时长不超过 0.21 s。采用文献[3]方法和文献[4]方法识别汽车协作机器人机械故障图像,二者消耗的时长均与所提方法存在较大差距。经上述对比,进一步验证了所提方法对汽车协作机器人机械故障图像识别效率明显优于传统方法。

### 3.4 机械故障图像特征识别的误判率

为了进一步验证所提方法的识别效果,分别采用所提方法、文献[3]方法和文献[4]方法识别试验对象,得到不同方法下机械故障图像特征识别的误判率结果如表 2 所示。

表 2 机械故障图像特征识别的误判率

图像帧数/帧	机械故障图像特征识别的误判率/%		
	文献[3]方法	文献[4]方法	所提方法
100	9.2	8.6	0.20
200	12.6	11.0	0.36
300	16.9	16.3	0.82
400	15.2	13.8	0.12

分析表 2 可知,采用本文方法机械故障图像特征识别的误判率远低于其他两种方法,表明机械故障图像特征识

别效果较好。

## 4 结语

汽车协作机器人作为 21 世纪最伟大的发明之一,已全面进入车辆生产车间。汽车协作机器人在提高汽车总装制造效率的同时,其自身机械故障也不容忽视,因此业内专家展开对汽车协作机器人机械故障图像识别方法的研究。如何在保证汽车协作机器人机械故障图像识别性能的同时,对汽车协作机器人机械故障图像的识别过程实时监控,是研究人员下一步工作的重点。

### 参考文献:

- [1] 王畅,王国辉,施智平,等. 协作机器人逆运动学形式化建模与验证[J]. 小型微型计算机系统,2021,42(7):1353-1359.
- [2] 王博磊,曹伟,邢红涛,等. 基于 EEMD 多维特征的旋转机械故障识别方法研究[J]. 机床与液压,2021,49(21):201-204.
- [3] 张文斌,江洁,普亚松,等. 自适应局部迭代滤波与模糊熵在齿轮系统故障识别中的应用[J]. 机械传动,2021,45(5):146-152.
- [4] 程月华,江文建,杨浩,等. 基于深度森林的卫星 ACS 执行机构与传感器故障识别[J]. 航空学报,2020,41(增刊 1):723778.
- [5] 方鹏飞,黄陆光,娄苗苗,等. 基于四维超混沌系统的彩色图像加密算法[J]. 计算机工程与设计,2022,43(2):361-369.
- [6] 陆涛. 基于统计特征分类耦合自适应 Gamma 校正的图像增强算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(6):154-162.
- [7] 李建鑫,陈鸿,王晋祺. 基于机器视觉轮廓提取的平滑处理算法[J]. 电子技术应用,2021,47(4):116-120,131.
- [8] 洪庆,宋乔,杨晨涛,等. 基于智能视觉的机械零件图像分割技术[J]. 机械制造与自动化,2020,49(5):203-206.

收稿日期:2022-06-15