

基于支持向量数据描述的往复式注水泵健康度评价方法

王文明^{1*}, 张永鑫¹, 侯春来¹, 王禹琪¹, 王海龙¹, 李志伟²

1 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院海洋油气智能装备实验室, 北京 102249

2 长庆油田分公司第四采油厂, 靖边 718500

* 通信作者, wangwenmingjob@qq.com

收稿日期: 2022-06-01

国家自然科学基金(No.51309237)资助

摘要 往复式注水泵作为油田注水作业的关键装备, 由于恶劣的工作环境, 易导致轴瓦、缸体和电机等部件故障, 对其进行健康监测及健康度评价, 以及时发现异常状态, 保障安全可靠的注水作业十分必要。本文提出了一种基于支持向量数据描述的往复式注水泵健康度量化评价方法。首先, 考虑到注水泵振动信号非线性、非平稳的特点, 在有限条件下提取注水泵振动信号中的特征信息。针对注水泵核心部件多且间距小的问题分析振动信号的测点位置, 以搭建数据采集系统。针对振动信号频率成分复杂的特点, 利用变分模态分解提取振动数据的变分模态分量, 在所有模态分量排列熵的基础上构建高维多域特征集, 以描述注水泵的健康状态。其次, 针对注水泵实际采集数据过程中, 大多数设备处于健康工作状态, 故障数据较少, 容易造成样本不均衡的问题, 利用单值分类方法支持向量数据描述在单值分类问题上的优势, 仅使用健康状态运行下注水泵数据样本的特征向量进行支持向量数据描述的超球体模型构建, 并引入粒子群优化算法对模型参数进行优化; 通过计算注水泵不同健康状态的数据到超球体球心的距离, 参考隶属度函数进行公式拟合, 实现注水泵的健康度定量评价。最终, 为验证该评价方法的适用性, 对长庆油田现场注水泵的振动数据进行健康度评价计算, 粒子群优化后模型准确率能达到 95%, 本文所提出的方法具有较好的准确性。

关键词 健康度评价; 变分模态分解; 支持向量数据描述; 粒子群优化; 超球体模型

Health evaluation method of reciprocating water injection pump based on support vector data description

WANG Wenming¹, ZHANG Yongxin¹, HOU Chunlai¹, WANG Yuqi¹, WANG Hailong¹, LI Zhiwei²

1 Offshore Oil and Gas Intelligent Equipment Laboratory, College of Mechanical and Storage and Transportation Engineering, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

2 Changqing Oilfield No.4 Oil Production Plant, Jingbian 718500, China

Abstract The reciprocating water injection pump is the core equipment for the oilfield water injection operations. However, due to the harsh working environment, it is easy to cause frequent failures of bearings, cylinders, motors, and other components. Therefore, the health monitoring and the health evaluation of the reciprocating water injection pump are required to detect abnormal conditions in a timely manner to ensure safety and reliability for reciprocating water injection operation. This paper proposed a quantitative evaluation method for the health of the reciprocating water injection pump based on support vector data

引用格式: 王文明, 张永鑫, 侯春来, 王禹琪, 王海龙, 李志伟. 基于支持向量数据描述的往复式注水泵健康度评价方法. 石油科学通报, 2023, 06: 822-831

WANG Wenming, ZHANG Yongxin, HOU Chunlai, WANG Yuqi, WANG Hailong, LI Zhiwei. Health evaluation method of reciprocating water injection pump based on support vector data description. Petroleum Science Bulletin, 2023, 05: 822-831. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.075

description. Firstly, considering the nonlinear and non-stationary characteristics of the reciprocating water injection pump vibration signal, the characteristic information in the water injection pump vibration signal was extracted under limited conditions. Aiming at the problem that the water injection pump had many core components and small spacing, the measurement point locations of the vibration signals were analyzed to build a data acquisition system. In view of the complex frequency components of vibration signals, variational modal decomposition was used to extract the variational modal components of vibration data, and a high-dimensional multi-domain feature set was constructed based on the permutation entropy of all modal components to describe the health status of the water injection pump. Secondly, in view of the fact that during the actual data collection process of the water injection pump, most of the equipment was in a healthy working state and had less fault data, which easily caused sample imbalance. The single value classification method was used to support the advantages of vector data description in single value classification problems. Only the eigenvectors of the water injection pump data samples running in the healthy state were used to construct the hypersphere model described by the support vector data, and the particle swarm optimization algorithm was introduced to optimize the model parameters; the data of the different health states of the water injection pump were calculated to the hypersphere model distance from the center, and perform formula fitting with reference to the membership function to achieve quantitative evaluation of the health of the water injection pump. Finally, in order to verify the applicability of this evaluation method, the health evaluation calculation was performed on the vibration data of the on-site water injection pump in Changqing Oilfield. After particle swarm optimization, the model accuracy could reach 95%, which showed that the method proposed in this article has good practicability.

Keywords health evaluation; variational modal decomposition; support vector data description; particle swarm optimization; hypersphere model

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.06.075

0 引言

注水泵是油田注水作业工艺中的“心脏”设备,由于实际生产中注水压力需求较高,常采用柱塞式往复注水泵进行作业。然而,由于恶劣的工作环境,注水泵易损部件的故障率较高,容易出现轴瓦损坏、缸体与十字头磨损严重、电机烧损等问题,从而影响整个注水系统的平稳安全运行。针对上述问题,研究往复式注水泵的健康状态定量评估,及时发现设备故障状态,将为后续优化维修策略提供依据,对保障注水系统的安全运行具有重要意义。

往复式注水泵设备健康度评价流程主要分为数据采集、数据预处理和健康度计算3部分。数据采集方面,由于体现注水泵健康状态的性能参数主要为机械零部件的振动信号,通常将振动信号作为注水泵的健康度评价指标。针对泵类设备的健康状态评价方法,目前主要以健康状态分类和故障诊断研究为主,对注水泵的健康程度量化的相关研究较少。国内学者如左学谦等^[1]基于模糊层次分析法建立了柱塞泵的健康状态评估模型,成功应用于油田用柱塞泵的故障定位与健康状态分类,判断矩阵的选取主观性较强,导致在实际应用中自适应能力较弱;王前江等^[2]使用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)对采集的信号进行降噪处理,提取信号特征指标后利用核熵成分分析实现了对离心泵的健康状态客观评价,EMD

方法存在模态混叠和端点效应问题^[3];魏晓良等^[4]基于长短时记忆和卷积神经网络相结合的方法,实现了对高速柱塞泵的故障诊断,基于大数据的机器学习分类方法又需要大量设备运行数据,尤其是设备异常数据用于训练健康状态分类模型,但在实际生产工作中,大多数设备处于健康工作状态,故障数据较少,因此容易造成样本不均衡问题。国外学者如HANCOCK等^[5]采用小波包分析方法对立式泵的振动信号进行分解,将包含泵正常和故障状态特征信号的数据包输入自适应神经模糊推理系统,实现了对泵的健康状态分类,但小波包分解中阈值和小波包基函数的选取对降噪结果影响较大,导致自适应能力不强;Lee等^[6]利用卡尔曼滤波将液压齿轮泵的振动信号与压力信号进行融合,提取特征后利用长短时记忆神经网络成功对齿轮泵进行了健康指数分析及寿命预测,Orrù PF等^[7]采集离心泵的温度、振动、压力信号,采用多层感知机与支持向量机相结合的方法,实现了对离心泵潜在故障的识别与分类,但这些方法同样需要大量故障数据进行训练机器学习模型,易造成样本不均衡的问题。

结合上述研究中存在的优点和问题,本文借鉴变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)与支持向量数据描述(Support Vector Data Description, SVDD)相结合的方法^[8]。对往复式注水泵进行健康度评价计算,该方法在液压泵与火炮自动机的健康状态监测及评价中已取得较好的实际应用效果^[9-10]。算法

流程: 利用VMD方法对注水泵的振动信号进行分解, 提取模态分量的排列熵(Permutation Entropy, PE)组成注水泵健康度评价特征向量; 采用SVDD在单值分类问题上的优势, 仅使用健康状态运行下注水泵数据样本的特征向量进行SVDD超球体模型的构建, 引入粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对模型参数进行优化; 计算注水泵不同健康状态的数据到超球体球心的距离 D , 参考隶属度函数进行公式拟合, 实现注水泵的健康度定量评价。

1 算法简介

1.1 变分模态分解

VMD^[11]是2014年出现的一种自适应信号分解方法, 与经验模态分解法相比, VMD算法将最优分解问题转化为变分约束问题, 可将信号分解为 K 个有限带宽且带有中心频率的本征模态函数(Band-Limited

Intrinsic Mode Function, BIMF)分量, 有效抑制了EMD算法中的模态混叠问题, 具有较高的运算效率和抗噪能力。

为检验VMD算法相较于其他数据预处理方法的优势, 从采集到的注水泵振动信号中随机截取100个数据点, 然后分别利用EMD、集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[12]、自适应噪声完备集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)^[13]、VMD算法对截取的信号进行分解。将分解得到的BIMF分量用频谱图(图1)的形式展现, 比较信号分解效果。观察图1可以得出, 相较于其他信号处理方法, VMD能更明显的将信号的不同频率成分分解到不同的BIMF分量中, 而且有效抑制了模态混叠问题。

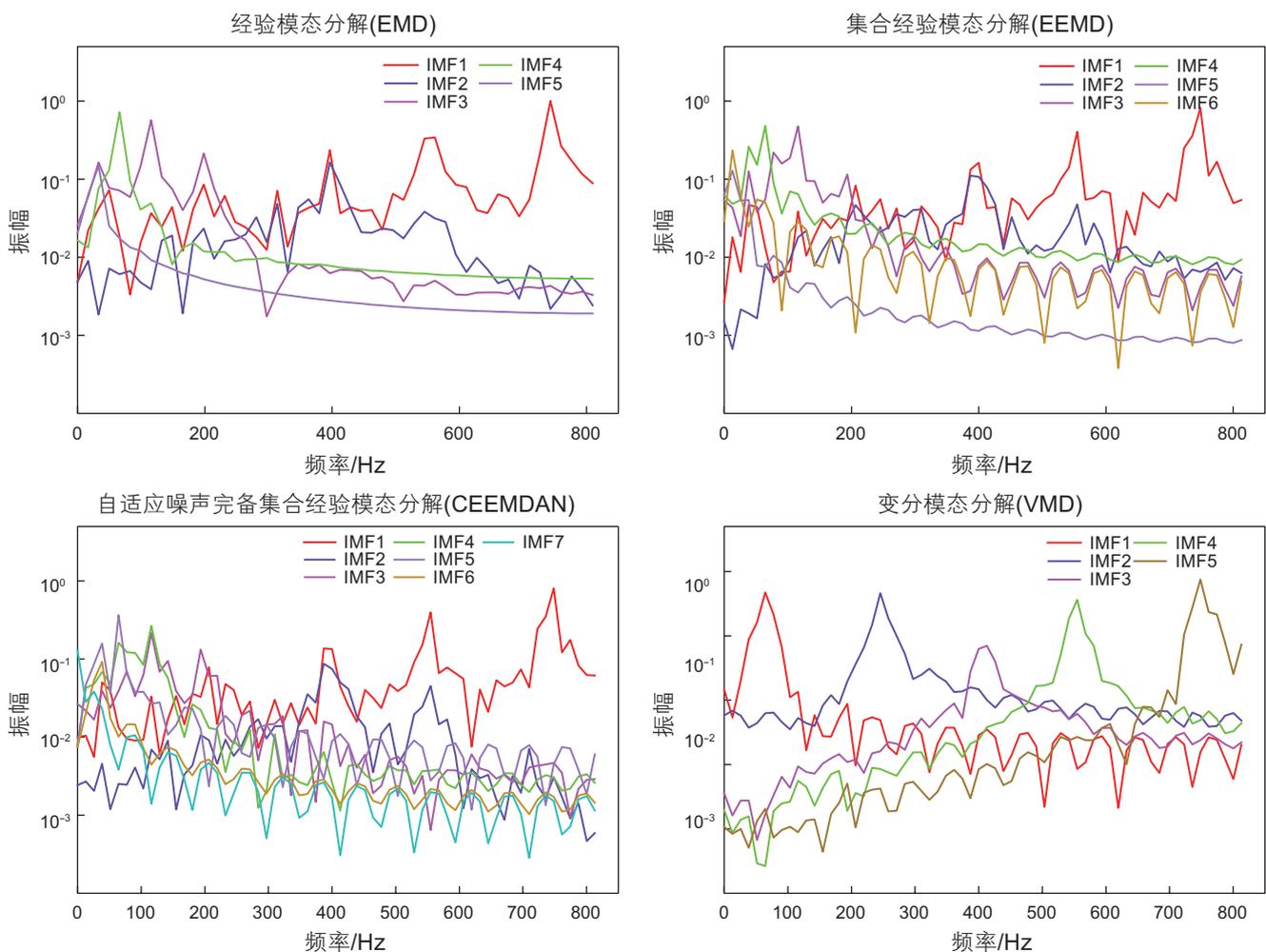


图1 信号处理方法BIMF分量频谱图

Fig. 1 Spectrogram of BIMF component of each signal processing method

1.2 排列熵

熵值可体现出信号序列的复杂程度,当机械设备出现故障时,其振动信号的信息熵会发生改变,因此可以通过信息熵的变化间接判断出注水泵设备的健康状态变化情况。常见的信息熵有近似熵(Approximate Entropy, AE)^[14]、样本熵(Sample Entropy, SE)^[15]、模糊熵(Fuzzy Entropy, FE)^[16]、排列熵(Permutation Entropy, PE)^[17]等。根据目前学者的研究^[18],对比这几类信息熵,排列熵可有效反映非平稳信号随时间序列的微小变化,对实时的数据变化有很强的敏感性,具有计算量少、鲁棒性强、灵敏度高优点,目前已广泛应用于机械设备故障诊断、健康状态监测等领域^[19-20]。因此本文提取注水泵振动信号的排列熵构建特征向量,用于后续注水泵健康度评价的相关计算。

1.3 支持向量数据描述

支持向量数据描述^[21]的核心思想是利用核函数对样本进行非线性映射,映射到高维的内积空间,在特征空间中寻找一个尽可能多地包含样本且体积最小的超球体(最优超球体),使用同样的映射算法将待测试数据集映射至高维空间,计算数据点到超球体中心的距离 D ,与超球体半径 R 相比较便可以判断其是否正常,如图2所示。SVDD可以对设备健康运行数据进行最优超球体模型的构建,同时将样本映射到高维空间也降低了不均衡数据中样本重叠的风险,因此相对于其他分类学习方法,SVDD分类精度更高。

1.4 粒子群优化算法

选择高斯核作为SVDD模型搭建过程的核函数,其关键参数为惩罚因子 C 和高斯核参数 s ,超球体的体积也主要由惩罚因子 C 和高斯核参数 s 决定^[22]。惩

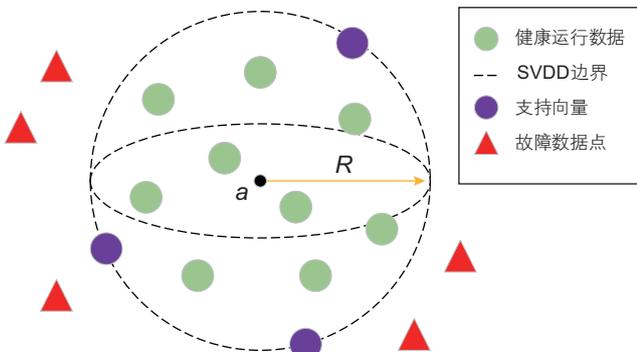


图2 SVDD超球体示意图

Fig. 2 Schematic diagram of SVDD hypersphere

罚因子 C 可以控制模型的复杂度, s 不变时,随着 C 的增加,排除在超球体之外的样本受到的惩罚变重,对大样本数据的分类效果越差。高斯核参数 s 的大小影响支持向量的数量,当 C 不变时, s 越小,支持向量越多,容易导致超球体模型过拟合。因此这2个参数的选取对SVDD算法的准确率和鲁棒性有很大的影响。为了提高SVDD算法的性能,引入粒子群优化(PSO)算法对惩罚因子 C 和高斯核参数 s 进行优化。

PSO算法主要模拟鸟类觅食的迁移和聚集行为^[23]。PSO优化SVDD参数的步骤^[24]如下:

(1) 初始化

任意分配初始值给SVDD的惩罚因子 C 与核函数参数 s 。

(2) 评价适配度

用 C 和 s 表示的待优化的每个粒子来训练SVDD,并计算每个粒子的适配值 F ,计算公式为:

$$F = \frac{y}{N} \tag{1}$$

式中: y 为测试样本的正确分类数; N 为测试样本总数。

(3) 迭代更新

假设在一个 n 维空间中,种群 X 包含 m 个粒子,即 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$,那么第 i 个粒子的位置为 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$,第 i 个粒子的历史最优位置为 $Z_{i, best} = [Z_{i1}, Z_{i2}, \dots, Z_{in}]$,速度为 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}]$,群体的最佳位置 $Z_{g, best} = [Z_{g1}, Z_{g2}, \dots, Z_{gn}]$ 。对于每个粒子,将 C 和 s 下的当前适配值与上一步得到的最佳历史适配值进行比较,如果当前的适配值优于历史最优适配值,则在每次迭代中更新粒子的历史最优值 C 和 s ,求解粒子速度和位置的公式为:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(Z_{i,best,d}^k - x_{id}^k) + c_2r_2 \times (Z_{g,best,d}^k - x_{id}^k) \tag{2}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \tag{3}$$

式中, i 为粒子数; d 为粒子维数; k 为迭代次数; w 为惯性权重; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 和 c_2 为学习系数, c_1 代表粒子跟踪自身历史最优值的系数, c_2 代表当前粒子对全局最优粒子学习程度的系数。

(4) 迭代结束

设定最大迭代次数作为迭代终止条件,当达到最大迭代次数时输出SVDD参数最优解。

2 数据采集

2.1 往复式注水泵现场情况

长庆油田某注水泵房为往复式柱塞泵，注水压力需求较高，泵体内部振动无法避免。部分注水泵因安装及工艺布局问题振动较为明显，影响正常注水。因此需要对其注水泵进行振动监测，并进行健康度评价，从而能第一时间发现泵的异常状态，避免因不及时维修造成的严重损失。

选用3台型号相同但健康状态不同的三缸柱塞泵为研究对象，其中第1台为刚安装一个月的健康运行注水泵I，第2台为运行半年、未发生过故障的健康状态注水泵II，第3台为振动严重以致更换为临时管线的健康状态较差的注水泵III，主要参数如表1所示。

现场采集设备振动数据，分别进行健康度评价，与设备实际健康状态进行对比。注水泵现场图片如图3所示。

2.2 注水泵运行数据采集

(1) 振动数据采集设备



(a) 注水泵 I



(b) 注水泵 II



(c) 注水泵 III

图3 注水泵现场图片

Fig. 3 On-site picture of injection pump

选用压电式加速度传感器PCB 352C33，灵敏度为100 mVg，最高分辨率1 μ g，同时选用美国NI(National Instruments)公司生产的NI 9234型4通道数据采集器进行传感器数据的采集，其模拟电压的采集范围为 ± 5 V，最大采样率51.2 kS/s。根据采样定理，采样频率必须大于信号成分中最高频率的2倍，本研究项目中采样频率设为1652 Hz。使用LabVIEW软件编程实现数据的可视化，测量系统及程序界面如图4所示。

(2) 测点布置

振动信号采集另一个关键是测点的布置。测点的选取原则是基于用尽量少的测点，采集到尽量多的设

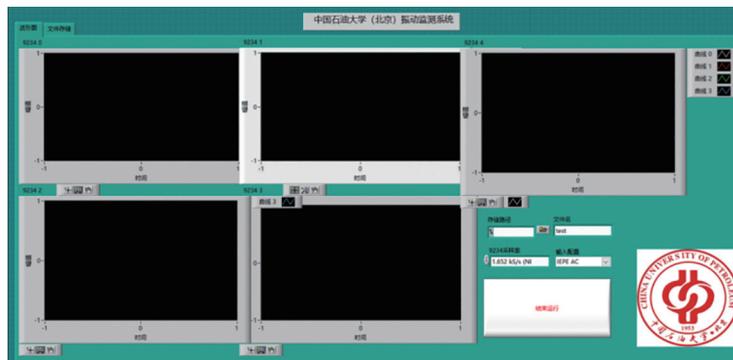
表1 注水泵主要参数

Table 1 Main parameters of injection pump

型号	主要参数
三缸泵 3175Pa-B3	进口压力: 0.02~0.1 MPa
	出口压力: 20 MPa
	冲次: 265 次/min
	电机功率: 132 kW
	电机转速: 989 r/min



(a) 美国NI国家仪器测量系统



(b) LabVIEW程序界面

图4 采集设备展示

Fig. 4 Collection equipment display

备运行信息。研究项目中振动测点均在机壳表面，每台注水泵有4个测点，注水泵平面结构图如图5所示，测点分别位于：泵阀入口、十字头部位、曲轴输入端、驱动电机输出端，分别对应图6的1、2、3、4标记点位置。

各测点振动信号单次采样时间为10 s，每间隔10 min采样一次，采样5次，则每台注水泵采集到20个样本，3台注水泵共采集到60个样本，每个样本中有约21 000个数据点，利用这些样本数据进行后续的注水泵健康度分析。

3 数据预处理

采集的振动数据在进行VMD分解之前，首先需要确定分解层数 K 的取值。从健康注水泵I的4个测点的数据样本中，每个测点随机抽取一个样本，从抽取的4个样本中各截取1000个数据点作为 K 值计算样本，分别使用依次增加的 K 值对其进行VMD分解，以泵阀处样本数据为例，不同分解层数 K 对应的各BIMF分量的归一化中心频率如表1所示。相邻分量中心频率的差值越小，则越容易出现模态混叠(过分解)现象，观察表2可知，当 K 值为6时，第一次出现0.2657 Hz

和0.2464 Hz这2个相近的中心频率，即可认为发生了过分解，因此分解层数确立为5。

将各测点样本数据按照确立的分解层数分解，并进行频谱分析得到图7。

从图7可以看出，VMD方法可以准确地将振动信号分解为从低频到高频的多个单分量模态信号，且各测点BIMF分量的中心频率没有发生混叠现象。按照同样的方法，经计算，十字头、曲轴、电机测点处数据的VMD分解层数 K 分别确立为4、5、3。

确定好各测点数据的分解层数后，再随机从注水泵I 4个测点的数据样本中，每个测点各抽取1个样本，然后将抽取的数据样本各截取20 000个数据点，按每组1000个数据平均分为20组，共获得80组数据作为注水泵健康度评价模型的数据基础。对每组数据按照各自位置确定的分解层数 K 值进行VMD分解，即每组泵阀处样本数据分解为5个BIMF分量、每组十字头处样本数据分解为4个BIMF分量、每组曲轴输入端处样本数据分解为5个BIMF分量、每组电机输出端处样本数据分解为3个BIMF分量，计算所有分量的排列熵，最后将每组分量的排列熵同样按照泵阀、十字头、曲轴、电机的顺序组合成17维特征向量，作为健康注水泵I的特征向量，如表3所示。

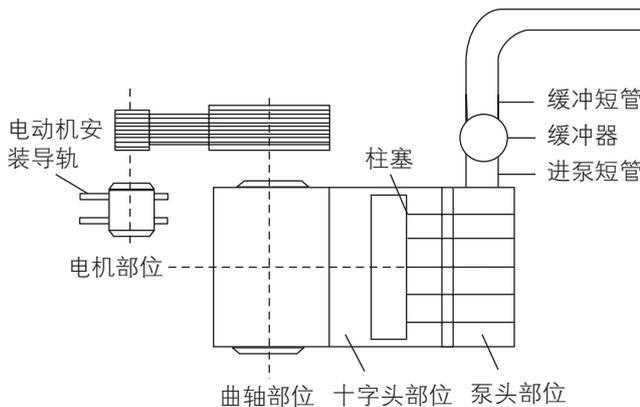


图5 注水泵平面结构

Fig. 5 Plane structure of injection pump



图6 测点布置

Fig. 6 Measuring point layout

表2 泵阀待评价样本不同 K 值下的归一化中心频率

Table 2 The normalized center frequency of the pump valve under different K values of the sample to be evaluated

分解层数	归一化中心频率/Hz						
2	0.2466	0.0613					
3	0.2546	0.2042	0.0567				
4	0.4468	0.2525	0.2077	0.0574			
5	0.4473	0.2531	0.2124	0.1040	0.0489		
6	0.4486	0.2657	0.2464	0.2082	0.1036	0.0488	

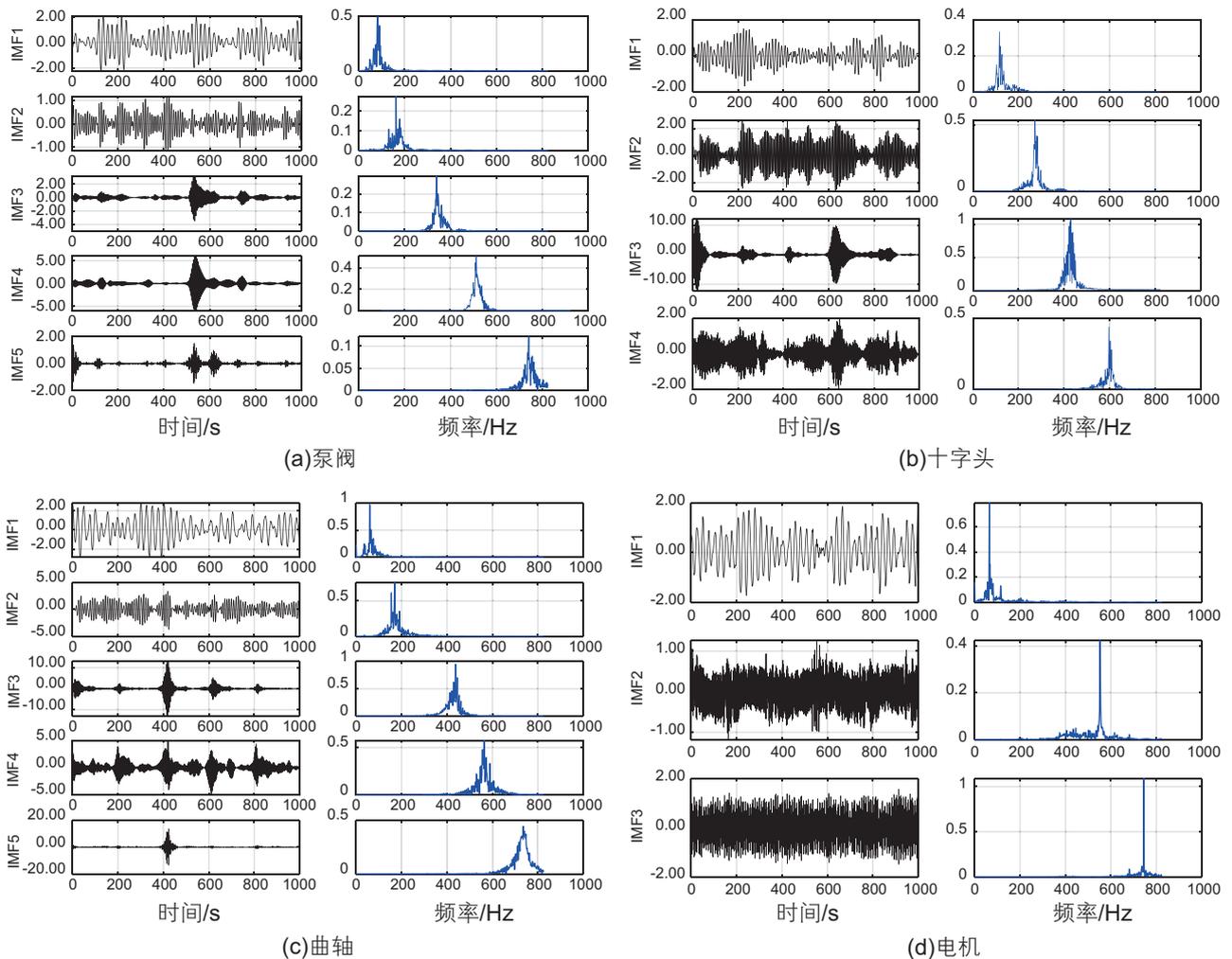


图7 不同测点样本数据VMD分解及频谱分析

Fig. 7 VMD decomposition and spectrum analysis of sample data at different measurement points

表3 各测点振动信号模态分量的排列熵值(部分)

Table 3 Arrangement entropy of modal components of vibration signal at each measuring point (part)

数据组	泵阀	十字头	曲轴	电机
	BIMF1_PE ... BIMF5_PE	BIMF1_PE ... BIMF4_PE	BIMF1_PE ... BIMF5_PE	BIMF1_PE ... BIMF3_PE
1	0.64 97 ... 0.3826	0.7112 ... 0.4788	0.5065 ... 0.4271	0.4656 ... 0.4417
2	0.63 01 ... 0.3700	0.5585 ... 0.5195	0.6148 ... 0.4013	0.4591 ... 0.4468
.....				
20	0.65 23 ... 0.3584	0.6708 ... 0.5187	0.5904 ... 0.4305	0.4468 ... 0.4452

4 健康度计算

4.1 健康度定量评估

基于1.3和1.4的算法理论,取上述健康注水泵I的特征向量作为训练样本,输入用Matlab搭建的PSO-SVDD算法程序构建超球体模型。训练样本经PSO-SVDD方法训练后得到优化后的惩罚因子

$C=0.7563$,高斯核参数 $s=8$,超球体模型的半径 $R=0.0413$ 。超球体模型搭建完毕,再从注水泵I、注水泵II及注水泵III的各测点数据样本中各随机抽取一个样本,按照上述注水泵I特征向量的构建方法构建测试样本特征向量。最后将测试样本特征向量输入搭建的超球体模型中,通过欧氏距离法^[25]得到各个样本点到超球体球心的距离 D 如图8所示。

由图8可知,注水泵I、注水泵II的测试样本数据

中，绝大部分到超球体球心的距离 D 小于超球体半径 R ，即数据点在超球体内部，说明注水泵处于健康状态。而对于健康状态较差的注水泵 III，其所有样本数据到超球体球心的距离 D 均大于超球体半径，即数据点均在超球体外部，说明注水泵 III 的运行状态与健康状态注水泵相比产生了较大偏差，健康状态较差。计算结果与现场注水泵的实际健康状态相符，证明了算法的可靠性。

为进一步对注水泵的健康状态进行定量评估，引入变形后的隶属度函数^[26]将注水泵样本数据距离超球体球心的距离 D 转换为健康度 H 。根据样本数据距离超球体球心的距离越大，则注水泵健康状态越差的特点，设置当 D 小于 R 时，用二次项公式拟合 H 与 R 的线性关系，且满足 $D=R$ 时，健康度约为 90 分；当 $D>R$ 时，用变形后的降半柯西型公式进行拟合，并满足拐点处健康度约为 60 分，基于上述条件拟合公式确立为：

$$H(D) = \begin{cases} -5950D^2 + 100, & D \leq R \\ \frac{90}{1 + 3(D - R)^{0.8}}, & D > R \end{cases} \quad (4)$$

将此拟合公式用于定量评估注水泵健康度，得到 2 台测试用注水泵的健康度评价曲线如图 9 所示。

从图 9 中可以看出，注水泵 I 和注水泵 II 健康度分值基本在 90 分以上，总体上说明两泵均处于健康状态；而注水泵 III 健康度分值普遍在 70 分左右，说明健康状态较差，与实际情况相符，证明了定量评估健康度算法的可靠性。

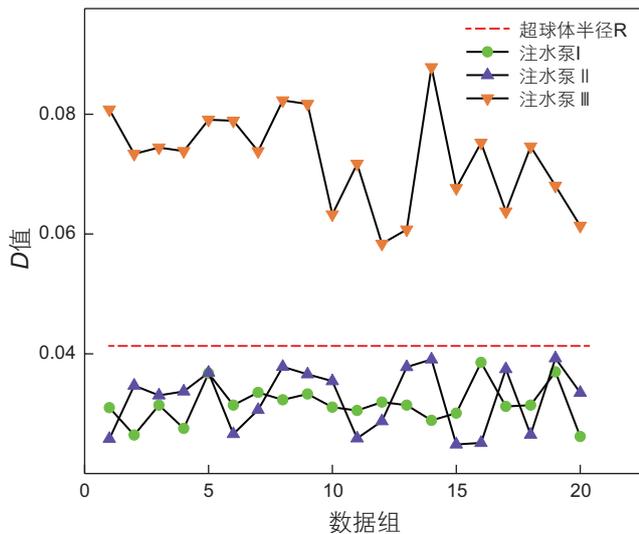


图 8 不同样本点到超球体球心距离
Fig. 8 Distances from different sample points to the center of the hypersphere

4.2 算法对比

为验证 PSO-SVDD 相较于其他方法优化模型的准确性，采用与上文相同的注水泵训练样本数据，利用五折交叉验证法，将训练样本数据平均分为 5 组，每次选取 4 组数据作为训练集，剩余 1 组作为测试集，轮流选取 5 次，每次都分别利用单 SVDD 方法、贝叶斯优化(Bayesian Optimization Algorithm, BOA)^[27]SVDD(BOA-SVDD)方法、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[28]优化 SVDD(GA-SVDD)方法及 PSO-SVDD 方法进行超球体模型的搭建，将测试集输入超球体模型，计算测试集数据映射后落在超球体内部的比率，作为模型的准确率，最后分别将 5 次的准确率取平均值，得到每个算法的综合准确率。其中单 SVDD 方法根据经验手动调参，最终设置惩罚因子 $C=0.3$ ，高斯核参数 $s=5$ 。计算结果对比如表 4 所示。

由表 4 数据可得，使用不同算法优化参数后得到的高斯核参数 s 几乎相同，此时 BOA-SVDD、GA-

表 4 各算法计算结果对比

Table 4 Comparison of calculation results of various algorithms

算法/指标	C	s	超球体半径 R	准确率/%
单 SVDD	0.3	5	0.0648	75
BOA-SVDD	0.8974	8	0.0458	90
GA-SVDD	0.8632	8	0.0450	90
PSO-SVDD	0.7563	8	0.0431	95

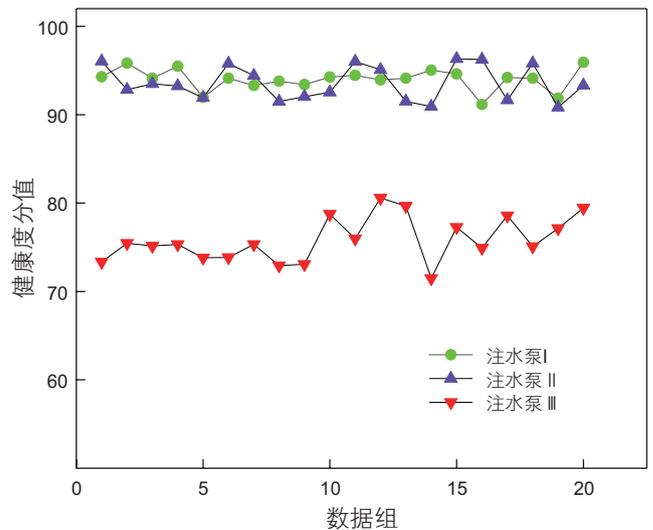


图 9 注水泵健康度评价结果
Fig. 9 Health evaluation results of water injection pump

SVDD和PSO-SVDD这3种方法的惩罚因子 C 依次减小,得到SVDD模型的准确率依次提升,验证了前文所述研究结果:即当 s 不变时,随着 C 的增加,对样本数据的分类效果越差,建立的模型准确率也越低。PSO-SVDD准确率为95%,相比于其他3种评价方法的准确率分别提高了15%、10%和10%,准确率最高,证明更适合应用于对注水泵设备的健康度评价。

5 结论

本文结合VMD与PSO-SVDD方法对实际工程中的注水泵进行了健康度评价研究。该评价方法结合了VMD和SVDD算法的优点,同时考虑了健康度定量评估的准确性和真实性,主要结论如下:

(1)利用VMD对数据集进行变分模态分解,相比

EMD等算法,可有效抑制模态混叠现象。计算模态分量的排列熵组成特征向量,保留注水泵健康状态特征的同时,极大提高了计算效率。

(2)建立了一套可用于对注水泵进行健康度定量评价的方法流程,该方法无需大量设备故障数据,仅利用健康状态注水泵的各测点振动数据,便可建立健康度评价算法模型。

(3)将健康状态不同注水泵的特征向量数据输入到搭建好的健康度算法模型中测试,然后将测试结果与注水泵的实际健康状态进行对比,得出所提出的健康度评价方法能够真实有效地对注水泵的健康度进行定量评估。

(4)对比了单SVDD、BOA-SVDD、GA-SVDD与PSO-SVDD方法的准确率,结果表明PSO-SVDD方法的准确性最高,进一步验证了该方法的实用性。

参考文献

- [1] 左学谦,熊芝,聂磊,等.基于FAHP分析模型法的柱塞泵健康状态评估研究[J].机电工程,2022,39(1):10-17.[ZUO X Q, XIONG Z, NIE L, et al. Assessment of health status of plunger pump based on FAHP analysis model method[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(1): 10-17.]
- [2] 王前江,陈磊,徐向阳,等.基于KECA的离心泵健康状态评价方法[J].组合机床与自动化加工技术,2021(7):181-184.[WANG Q J, CHEN L, XU X Y, et al. Evaluation method of centrifugal pump health state based on KECA[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(7): 181-184.]
- [3] 魏晓良,潮群,陶建峰,等.基于LSTM和CNN的高速柱塞泵故障诊断[J].航空学报,2021,42(3):429-439.[WEI X L, CHAO Q, TAO J F, et al. Cavitation fault diagnosis method for high-speed plunger pumps based on LSTM and CNN[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(3): 429-439.]
- [4] 胡爱军,孙敬敬,向玲.经验模态分解中的模态混叠问题[J].振动、测试与诊断,2011,31(4):429-434.[HU A J, SUN J J, XIANG L Mode mixing in empirical mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(4): 429-434.]
- [5] HANCOCK K M, ZHANG Q. A hybrid approach to hydraulic vane pump condition monitoring and fault detection [J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49(4): 1203-1211.
- [6] LEE M S, SHIFAT T A, HUR J W. Kalman filter assisted deep feature learning for RUL prediction of hydraulic gear pump [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22: 11088-11097.
- [7] ORRÙ P F, ZOCCHEDDU A, SASSU L, et al. Machine learning approach using MLP and SVM algorithms for the fault prediction of a centrifugal pump in the oil and gas industry [J]. Sustainability. 2020, 12(11): 4776.
- [8] 姜万录,雷亚飞,韩可,等.基于VMD和SVDD结合的滚动轴承性能退化程度定量评估[J].振动与冲击,2018,37(22):43-50.[JIANG W L, LEI Y F, HAN K, et al. Performance degradation quantitative assessment method for rolling bearings based on VMD and SVDD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(22): 43-50.]
- [9] 韩可,姜万录,雷亚飞,等.基于变分模态分解与支持向量数据描述结合的液压泵性能退化评估方法[J].机床与液压,2019,47(19):164-170.[HAN K, JIANG W L, LEI Y F, et al. Performance degradation assessment method of hydraulic pump based on integrated VMD and SVDD[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(19): 164-170.]
- [10] 王斐,房立清,陈敬文.基于支持向量数据描述的火炮自动机故障状态监测技术研究[J].火炮发射与控制学报,2022,43(1):29-35.[WANG F, FANG L Q, CHEN J W. Research on fault state monitoring technology of artillery automaton based on support vector data description[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2022, 43(1): 29-35.]
- [11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE transactions on signal processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [12] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in adaptive data analysis, 2009, 1(01): 1-41.

- [13] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]//2011 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP). IEEE, 2011: 4144–4147.
- [14] PINCUS S M. Approximate entropy as a measure of system complexity [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1991, 88(6): 2297–2301.
- [15] RICHMAN J S, LAKE D E, MOORMAN J R. Sample entropy [M]//Methods in enzymology. Academic Press, 2004, 384: 172–184.
- [16] KOSKO B. Fuzzy entropy and conditioning [J]. Information sciences, 1986, 40(2): 165–174.
- [17] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series [J]. Physical review letters, 2002, 88(17): 174102.
- [18] ZHANG H, HE S. Analysis and comparison of permutation entropy, approximate entropy and sample entropy [C]//2018 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C). IEEE, 2018: 209–212.
- [19] 蒋玲莉, 谭鸿创, 李学军, 等. 基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障识别 [J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 33–40. [JIANG L L, TAN H C, LI X J, et al. Fault diagnosis of spiral bevel gear based on CEEMDAN permutation entropy and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33–40.]
- [20] 曾傲, 徐柳. 排列熵算法发展与应用综述 [J]. 信息通信, 2020(2): 57–59. [ZENG A, XU L. Review on the development and application of permutation entropy algorithm[J]. Information & Communications, 2020(2): 57–59.]
- [21] TAX D M J, DUIN R P W. Support vector data description [J]. Machine learning, 2004, 54(1): 45–66.
- [22] PENG H, TIAN J, JIANG Q. The research on judgment method of powder mixing uniformity based on PSO-SVDD [C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2021: 6507–6511.
- [23] GAD A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022: 1–31.
- [24] ZHANG S, TIAN J, LI J. The research on the judgment method for porcine abnormal diet based on improved PSO-SVDD [M]//New Developments of IT, IoT and ICT applied to agriculture[J]. Springer, Singapore, 2021: 139–146.
- [25] ZHANG L, QIAO F, WANG J. Equipment health assessment and fault-early warning algorithm based on improved SVDD [C]//2018 IEEE 14th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). IEEE, 2018: 716–721.
- [26] 赵玉刚, 鞠建波, 张经纬. 基于隶属度函数的电子设备故障预测研究 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(7): 2305–2307. [ZHAO Y G, JU J B, ZHANG J W. Research on fault prediction of electronic device based on subjection function [J]. Computer Measurement & Control, 2015, 23(7): 2305–2307.]
- [27] ZHANG Y, CHI Z X. A fuzzy support vector classifier based on bayesian optimization [J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2008, 7(1): 75–86.
- [28] 丛华, 谢金良, 张丽霞, 等. 基于GA-SVDD的轴承性能退化评估 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2012, 26(1): 26–30. [CONG H, XIE J L, ZHANG L X, et al. Evaluation of bearing performance degradation based on GA-SVDD [J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2012, 26(1): 26–30.]

(编辑 马桂霞)