

# 基于小波分析的往复泵振动信号故障诊断

郭攀<sup>1</sup>, 史洪伟<sup>1</sup>, 裴峻峰<sup>2\*</sup>, 王红艳<sup>1</sup>

(1. 宿州学院化学化工学院, 安徽 宿州 234000; 2. 常州大学机械工程学院, 江苏 常州 213016)

**摘要:**为提高往复泵诊断的速度和精度,提出一种通过小波阈值分析处理往复泵振动信号的故障诊断方法。通过小波阈值分析,可以有效去除往复泵振动信号与故障无关的振动信息,然后进一步提取振动信号的归一化能量,将其作为特征值。将特征值与小波包能量分解图综合分析,结合概率神经网络(PNN)对采集后的信号进行往复泵泵阀故障模式进行识别。实验结果表明:小波阈值分析与PNN结合,可以将往复泵泵阀故障类型准确识别,提高了诊断的效率,可以为工业上往复泵的使用和维修大大节约成本,也为往复机械的故障诊断提出了新的解决思路。

**关键词:**往复泵;小波分析;故障诊断;PNN

**中图分类号:**TH321 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-1891(2020)03-0031-05

## Fault Diagnosis of Reciprocating Pump Vibration Signal Based on Wavelet Analysis

GUO Pan<sup>1</sup>, SHI Hongwei<sup>1</sup>, PEI Junfeng<sup>2\*</sup>, WANG Hongyan<sup>1</sup>

(1. School of Chemistry and Chemical Engineering, Suzhou University, Suzhou, Anhui 234000, China;

2. School of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou, Jiangsu 213016, China)

**Abstract:** To increase the speed and accuracy of fault diagnosis of reciprocating pumps, we propose an approach to the treatment of the vibration signals through wavelet threshold analysis. Through this analysis, we can effectively rid of fault-irrelevant vibration information of the reciprocating pump signals, and then further extract the normalized energy of the vibration signals and use it as the eigenvalue. We make an integrated analysis of the eigenvalue and the wavelet packet energy decomposition diagram, and use PNN to identify the fault modes of the reciprocating pump valve through collected and processed signals. Through experimental analysis, we conclude that wavelet threshold analysis combined with PNN pattern recognition can greatly improve the efficiency of fault diagnosis and save the cost of use and maintenance of reciprocating pumps.

**Keywords:** reciprocating pump; wavelet analysis; fault diagnosis; PNN

## 0 引言

往复泵是钻井现场的3大关键部件之一,其寿命和可靠性关系着钻井作业的安全性和经济成本。以泵阀和活塞为主组成的液力端是往复泵最易损坏的部件,及时而有效地识别往复泵液力端的故障模式,对于保证往复泵的正常工作和安全运行有着重要意义。本文将振动信号和小波分析结合,进行往复泵液力端故障模式的识别;运用小波包信号处理方法,对声发射信号波形和振动加速度信号进行处理,并且利用概率神经网络算法对往复泵液力端故障进行融合诊断<sup>[1-2]</sup>。本文以BW-250型三缸

往复泵验证了该研究方法,结果表明:小波包信号处理方法可以有效提取信号的频带能量特征值;得到了不同故障下的振动特征频率,提高了故障诊断的正确率。研究成果为高压往复泵液力端的诊断提供了一种较为实用的诊断方法,有效地提高了往复泵故障的诊断水平。

往复泵是钻井作业关键部件,经常用于在高压下输送大密度、高黏度和高含砂量的液体。泵的性能直接关系到钻井作业的顺利进行,对泵的状态监测和故障诊断十分重要。泵的配件消耗主要发生在液力端的泵阀和活塞,因此及时有效地诊断出液力端的故障对于往复泵的正常工作和安全运行有着重要意义<sup>[3-4]</sup>。

**收稿日期:**2020-04-09

**基金项目:**宿州学院“新工科”试点专业建设项目(szxy2018xgk02);宿州学院校级专业带头人(2019XJZY28);宿州学院教授(博士)启动基金项目(2019jb03);宿州学院创新训练项目(201810379042)。

**作者简介:**郭攀(1990—),男,安徽宿州人,助教,硕士,研究方向:石油化工机械可靠性与故障诊断。\*通信作者:裴峻峰(1954—),男,江苏宜兴人,教授,博士,研究方向:石油、石化设备可靠性及故障诊断。

往复机械在工业中有着十分重要的应用,目前对于往复机械的故障诊断已经取得了许多成功的应用<sup>[5-8]</sup>,而国内外对泵的故障诊断也做了大量研究工作,许多研究都是基于振动技术展开的<sup>[9]</sup>。罗红梅等<sup>[10]</sup>计算了有时标信号和无时标信号时钻井泵泵阀振动信号小波包分频带能量;Liu Shulin 等<sup>[11]</sup>采用一种改进的 EMD 算法提取振动信号的故障特征,并成功应用于泵阀弹簧的故障诊断;V. Muralidharan<sup>[12-14]</sup>利用不同的小波变换提取特征,并利用决策树和模糊逻辑进行分类的方法对泵的汽蚀、叶轮故障、轴承故障以及叶轮轴承复合故障等进行了诊断。

因振动信号因设备的材质、部位不同,设备运行时所产生的振动幅度、频率等信息也不同,其中包含很多机械设备的运行工况的信息,通过采集、分析机械设备的回转、往复、冲击等运动的振动和声音信号,提取其特征值,可以从中诊断出机械设备及其工作过程中的状态,这就是振动诊断技术的基本原理。往复泵液力端的泵阀是一个十分关键的部件。在设计往复泵泵阀结构时,通常要保证泵阀密封可靠,下落时没有撞击,水流阻力尽量小,阀盘上下运动要有导向杆,阀盘要准确落座在阀座上,以保证泵阀密封<sup>[15]</sup>。

往复泵中的易损件主要有:动力端的轴承,液力端的泵阀、活塞和缸套等部件。本文主要研究的是 BW-250 型往复浆泵液力端的泵阀和活塞故障,目前,往复泵泵阀和活塞在故障诊断方面的研究还是比较多的,但是对其损伤机理方面的研究工作进行的还不够深入。

### 1 试验分析

本试验主要采集了 BW-250 型往复泵液力端排出阀正常工况、弹簧断裂、阀盘磨损和活塞磨损这 4 种工况在不同冲次和压力下的振动信号。振动信号采集分析流程如图 1 所示。

振动信号的采集软件是使用 LabVIEW 软件作为开发工具,开发了一套针对往复泵泵阀信号的采集分析系统。LabVIEW 是目前国际上应用比较广泛的一种虚拟仪器开发软件,是目前国际上应用最广的虚拟仪器开发环境之一<sup>[16]</sup>。振动传感器布置如图 2 所示。

振动信号采集界面如图 3 所示,分为信号测试、参数设置和系统操作 3 个模块。信号测试模块可以直接观测采集到的信号波形;参数设置包括采样频率、采样时间和窗函数的设定;系统操作包括开始

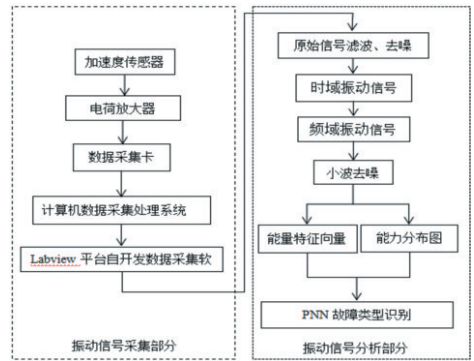


图 1 振动信号采集分析原理

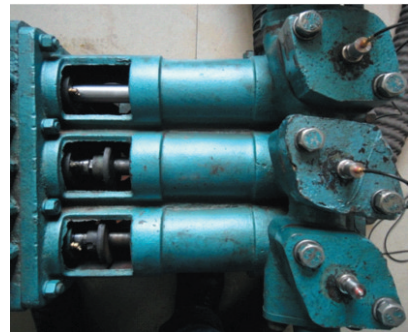


图 2 振动传感器布置



图 3 振动信号采集界面

采集、记录数据、停止采集和退出系统等操作,点击各功能按钮即实现相应的功能。软件可以实现对采集到的原始信号进行滤波、去噪。

为减少采集到的信号频谱泄漏,本试验采集软件采集时选用汉宁窗,该窗对处理往复泵运行时较强的噪声有很好的效果。由于小波分析具有良好的时频域性,因此系统采用了小波去噪的方法。

#### 1.1 时域信号分析

时域波形是最原始的信息源,故障检测中对于具有显著特征的波形可以直接进行分析和判断,对设备的健康状况和性能进行初步识别。波形分析具有简捷、直观的优点,分析波形有助于区分机械设备运行过程中不同特征和性能优劣<sup>[17]</sup>。

通过试验采集到往复泵在正常工况、阀盘磨损、弹簧断裂和活塞磨损 4 种工况下振动加速度时

域信号曲线。试验时,往复泵冲次为42 r/min,设置泵阀振动信号采集分析系统的参数,采样频率为15 600 Hz,采样时间为1 s,位移标定值为0.5,排出压力为1.5 MPa,实际排量为0.05 m<sup>3</sup>/s。图4是不同故障下时域波曲线。从图4可以看出,不同故障下的是与信号曲线差别很小,需要对往复泵加速度时域信号做进一步处理。

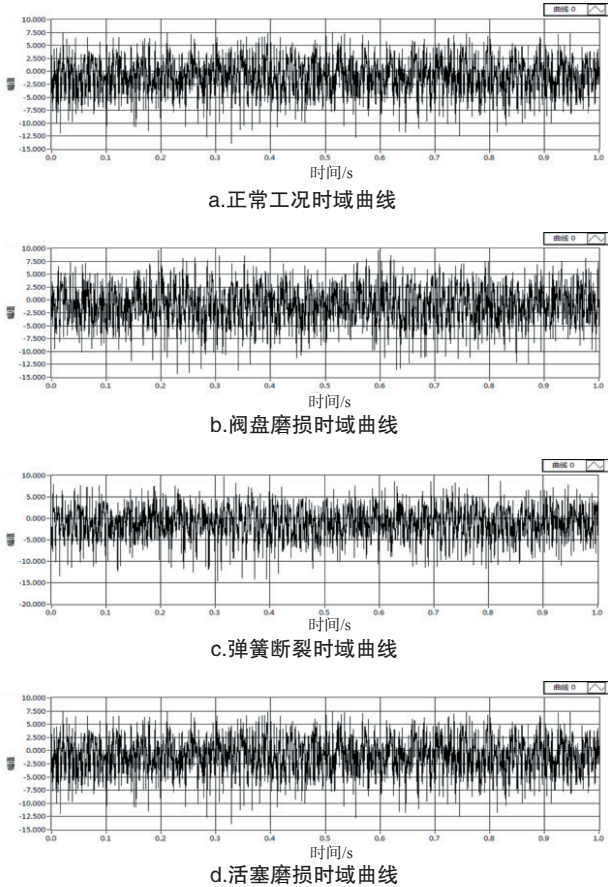


图4 不同故障下的往复泵时域曲线

## 1.2 频域信号分析

信号的频谱分析是在信号处理理论的基础上发展起来的,它常常作为机械设备故障诊断的一种数据处理方法,可以弥补时域状态信息的不足<sup>[18]</sup>。计算4种试验工况下振动加速度时域曲线的功率谱图,图5是42 r/min时的4种试验工况下加速度信号的频域波形图。从4种信号时域波形图中可看出,不同故障类型的频谱虽有所不同,但不能明确判别故障类型。

对信号频谱图分析可以得到4种故障特征频率主要存在的范围,通过不同工况的不同频率范围来判断其故障类型。从以上4种工况的时域曲线计算的功率谱图中可以看出往复泵液力端的功率谱虽有所不同,但有些区别并不明显,仅可以定性判断其故障模式,还需要对其进一步处理。

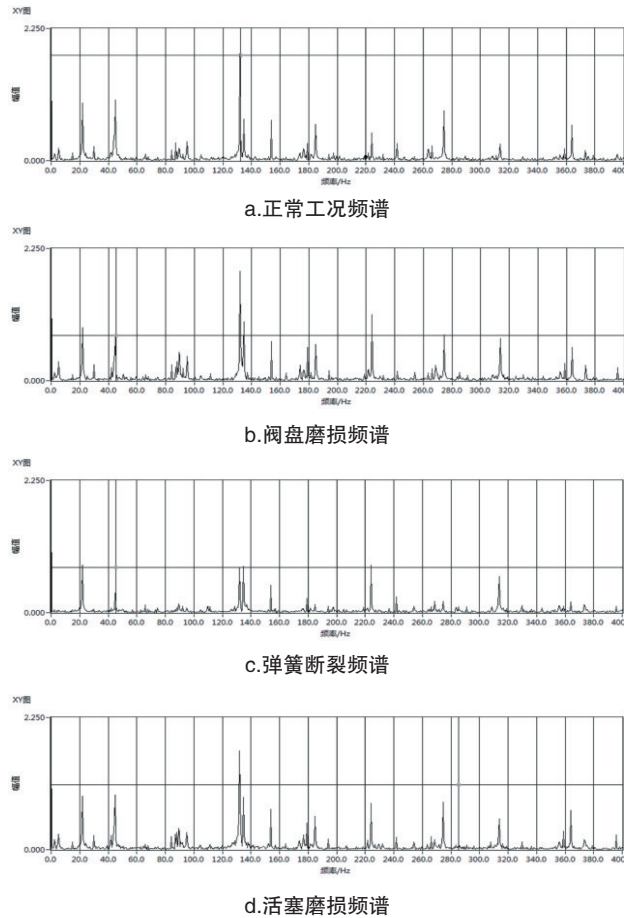


图5 不同工况下阀盘振动加速度信号时域频谱图

## 2 小波包阈值去噪

本试验选择相似系数较大的Minimax规则进行小波阈值去噪,使用的是dB8小波进行4层分解,对处理完的小波系数再进行反变换,重构出去噪后的信号。图6为正常工况下原始振动信号和消噪后振动信号。

将图6中几组信号比较分析,相对于原始振动信号,使用小波去噪后的振动信号成分较为突出,有用信号得到保留,噪声被有效去除。

振动信号的归一化能量分布图如图7所示。从图7可以看出,以上4种信号的能量主要分不到低频区。通过能量分布的特点,可以构造能量特征向量并且进行归一化处理,其中每种工况50组加速度信号数据,同样假设正常工况下信号数据分类标签为1,阀盘泄漏信号数据分类标签为2,弹簧断裂信号数据分类标签为3,活塞磨损信号数据分类标签为4,归一化后的部分训练样本及分类标签如表1所示。

## 3 PNN故障模式识别

概率神经网络(PNN)经由径向基函数发展成为一种前馈神经网络,它的理论基础理论贝叶斯最

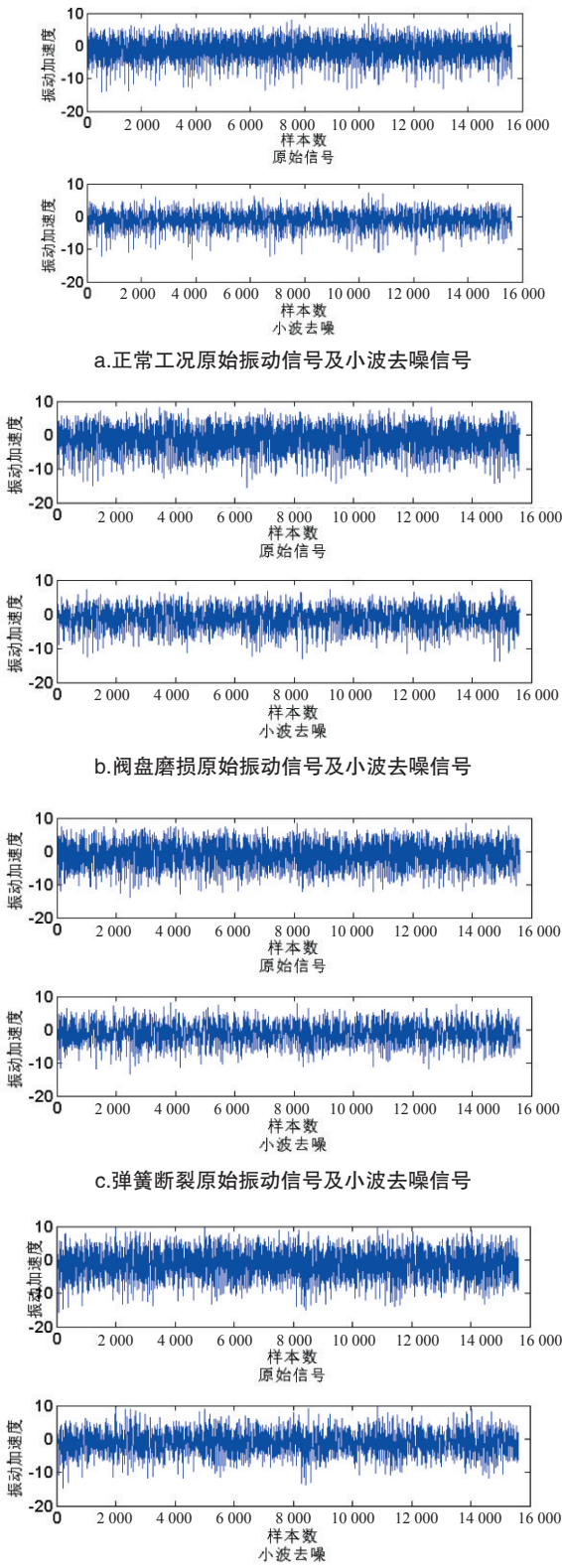


图6 4种工况信号小波包分解能量分布

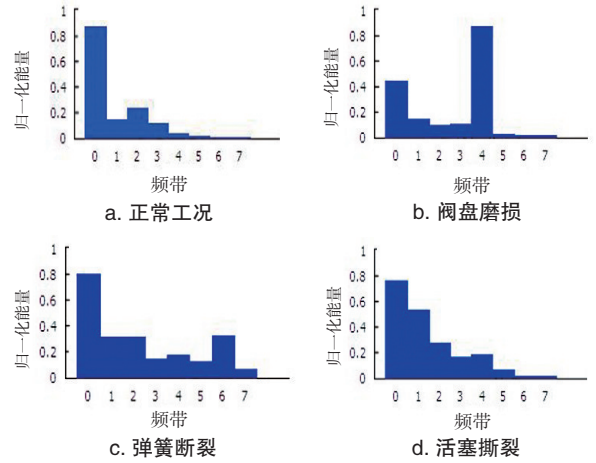


图7 不同工况下泵阀冲击振动信号能量分布

表1 部分训练样本及分类标签

状态	归一化能量特征向量								分类标签
	$E_{30}$	$E_{31}$	$E_{32}$	$E_{33}$	$E_{34}$	$E_{35}$	$E_{36}$	$E_{37}$	
正常工况	0.908 9	0.367 9	0.459 5	0.319 4	0.171 5	0.090 4	0.080 1	0.028 0	1
	0.937 0	0.370 9	0.469 2	0.320 5	0.161 9	0.092 2	0.067 9	0.040 6	1
	0.900 5	0.359 4	0.490 8	0.330 8	0.170 9	0.086 0	0.069 4	0.029 8	1
阀盘泄漏	0.459 5	0.149 4	0.080 5	0.123 0	0.780 2	0.030 3	0.020 2	0.017 0	2
	0.434 9	0.165 9	0.079 2	0.172 0	0.759 4	0.020 8	0.010 3	0.013 5	2
	0.447 0	0.153 0	0.069 1	0.160 2	0.706 5	0.023 0	0.019 5	0.020 8	2
弹簧断裂	0.791 0	0.308 7	0.302 7	0.150 5	0.159 7	0.116 0	0.328 0	0.095 9	3
	0.806 8	0.253 3	0.284 4	0.119 4	0.149 9	0.135 9	0.312 0	0.079 8	3
	0.826 0	0.262 5	0.309 2	0.150 8	0.180 6	0.139 7	0.296 5	0.095 6	3
活塞磨损	0.778 5	0.601 0	0.295 5	0.202 7	0.174 2	0.060 1	0.013 0	0.009 3	4
	0.819 5	0.459 7	0.319 7	0.254 5	0.173 5	0.089 8	0.020 5	0.010 5	4
	0.800 5	0.601 5	0.305 8	0.219 5	0.159 5	0.142 9	0.019 4	0.009 2	4

的归一化能量作为PNN网络的特征向量。任意取出计算的48组往复泵液力端正常和故障工况下的样本作为训练样本,剩余的32组作为测试样本进行模式识别,从而训练PNN多故障分类器,分别对正常、活塞磨损、弹簧断裂、阀盘磨损4种状态进行分类。训练样本分类器时,将选取的正常样本标记为1,阀盘泄漏故障样本标记为2,弹簧断裂故障样本标记为3,活塞磨损故障样本标记为4。

将样本输入分类器的训练效果如图8,从图中可以看出,第13组数据实际故障是活塞磨损故障(标记为4),训练时将其识别为正常(标记为1),故训练误差为-3,第16组数据实际故障是阀盘磨损故障(标记为2),训练时将其识别为弹簧断裂故障(标记为3),训练误差为1,第40组数据实际故障是活塞磨损故障(标记为4),训练时被识别为弹簧断裂故障(标记为3),训练误差为-1。利用训练好的网络对测试集分类,分类效果如图9所示,32个测试对

小风险准则,也被称为贝叶斯决策理论<sup>[19]</sup>。随机选取正常、活塞磨损、弹簧断裂、阀盘磨损4种状态下各20组数据,共80组声发射信号,由小波阈值分析

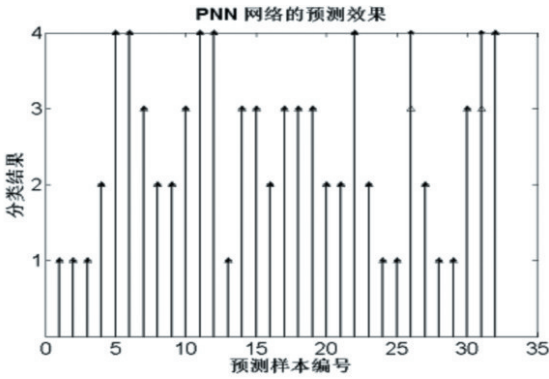


图8 PNN训练效果

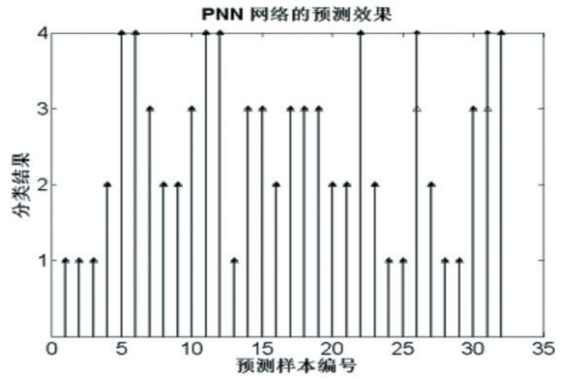


图9 PNN预测效果

象中的30个被正确识别,其中第26组和31组数据将阀盘磨损故障划分到弹簧断裂故障类别中,在图9中已被圈出。

综合以上识别结果可知,PNN网络对训练集分类的正确率为93.75%,对训练集识别的正确率是93.75%,分类效果非常理想。将其应用在故障诊断中可以有效进行往复泵声发射信号的故障模式识别。

#### 4 结语

针对往复机械振动信号包含较多干扰信号的特点,本文提出了一种基于小波分析的信号处理方

法,并结合PNN信号识别来验证所采集信号的准确性和故障诊断的有效性。利用小波分析将往复泵故障状态信号和正常状态信号分解,求其归一化能量值,以归一化能量值代表采集到的故障信号的主要振动特征值,并通过PNN进行故障类型模式的识别。从试验训练、工程实际应用与小波分解的结果进行对比,均表明基于小波分析和PNN相结合的诊断方法可以有效地对往复泵的工作状态和故障类型进行识别,具有良好的准确性和稳定性,所以,该诊断方法可以很好地适用于含有复杂干扰振动机械零件故障诊断的故障模式识别。

#### 参考文献:

- [1] DENG Shouceng, PEI Junfeng, WANG Yu, et al. Research on drilling mud pump failure diagnosis based on fusion of acoustic emission and vibration technology[J]. Failure Diagnosis,2017,8(59):8.
- [2] 唐魏,郑源,潘虹,等.引入动态调节学习率的SAE轴承故障诊断研究[J].计算机工程与应用,2019,11(1):1-7.
- [3] DENG Shouceng, PEI Junfeng, WANG Yu, et al. Research on fault diagnosis of mud pump fluid end based on acoustic emission[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2017, 9(6): 1-10
- [4] 别锋锋,徐鹏青,裴峻峰,等.基于CEEMDAN与奇异值分解的往复机械故障诊断方法研究[J].噪声与振动控制,2018,38(4): 180-185
- [5] SANZ J, PERERA R, HUERTA C. Fault diagnosis of rotating machinery based on auto-associative neural networks and wavelet transforms[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 302(4): 981-999.
- [6] CHEN Jinglong, LI Zipeng, PAN Jun, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 70: 1-35.
- [7] LI Zhen, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. Rotating machinery fault diagnosis using signal-adapted lifting scheme[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 542-556.
- [8] 裴峻峰,郭攀,孟朋朋,等.基于LMD盒维数与PNN的往复泵声发射故障诊断[J].化工自动化及仪表,2017,43(1):1286-1290.
- [9] INDIRA V, VASANTHAKUMARI R, SAKTHIVEL N R, et al. A method for calculation of optimum data size and bin size of histogram features in fault diagnosis of mono-block centrifugal pump[J]. Expert Systems with Applications an International Journal, 2011, 38(6): 7708-7717.
- [10] 罗红梅,齐明侠,裴峻峰,等.三缸单作用往复泵泵阀冲击信号的实用提取新方法[J].振动与冲击,2008,27(8):158-160+168.
- [11] LIU Shulin, ZHAO Haifeng, WANG Hui, et al. Application of improved EMD algorithm for the fault diagnosis of reciprocating pump valves with spring failure[C]//International Symposium on Signal Processing and Its Applications. NJ:IEEE, 2007: 1-4.
- [12] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. Feature extraction using wavelets and classification through decision tree algorithm for fault diagnosis of mono-block centrifugal pump[J]. Measurement, 2013, 46(1): 353-359.
- [13] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. Rough set based rule learning and fuzzy classification of wavelet features for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump[J]. Measurement, 2013, 46(9): 3057-3063.



图 9 注册平台信息拦截过滤



年龄结构分析表

年龄段	人数	比例
0-10	1	0.25%
10-20	4	0.25%
20-30	7	43.75%
30-40	1	0.25%
40-50	1	0.25%
50-60	1	0.25%
大于60	1	0.25%

性别比例分析表

性别	人数	比例
男	3	57.14%
女	6	42.86%

图 10 年龄分类结构图

热门话题,供用户学习,也给平台创建学习兴趣小组提供依据(图 11)。

单击问题管理,可看到注册者浏览的所有问题。点击右上角的违规问题统计按钮,系统根据 KNN 算法可展示所有判定为违规的问题,对违反平台规则的问题,点击对应问题后的删除按钮即可删除(图 12)。

点击主题管理按钮,可看到供用户选择的主题(图 13)。根据 KNN 算法,平台根据用户对各个主

参考文献:

- [1] 殷杭华,陈丽萍,滕姿,等.基于 HRCT 模型的自主学习交流平台的设计与开发[J].嘉兴学院学报,2010,22(3):127-131.
- [2] 曹文渊.JAVA 语言在计算机软件开发中的应用[J].电子技术与软件工程,2019(2):53-54.
- [3] 岳青玲.Java 面向对象编程的三大特性[J].电子技术与软件工程 2019(24):239-240.
- [4] 张继东.MySQL 数据库基于 JSP 的访问技术[J].电子技术与软件工程,2017(15):169.
- [5] 刘彩利.C/S 和 B/S 混合体系结构的开发与应用[J].电子设计工程,2015,23(14):26-28.
- [6] 汪汇泉.基于 B\_S 架构的招生管理平台设计与实现[J].襄阳职业技术学院学报,2019(9):77-79.
- [7] 肖斌.分布式 KNN 算法在微信公众号分类中的应用[J].计算机应用,2017(S1):233.

(上接第 35 页)

- [14] MURALIDHARAN V, SUGUMARAN V. Selection of discrete wavelets for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using the J48 algorithm[J]. Applied Artificial Intelligence, 2013, 27(1): 1-19.
- [15] ISVORAN A, PITULICE L, CREASCU C T, et al. Fractal aspects of calcium binding protein structure[J]. Chaos, Solutions & Fractals, 2008, 35(5): 960-966.
- [16] 刘其和,李云明. LabVIEW 虚拟仪器程序设计与应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [17] 孙楠楠. 大型旋转机械振动监测与故障诊断知识体系的研究与实现[D]. 重庆: 重庆大学, 2006.
- [18] 田宁. 单向阔声发射信号的故障诊断研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.
- [19] PIOTR P, RAFAL D, TOMASZ O. Signatures verification based on PNN classifier optimised by PSO algorithm[J]. Pattern Recognition, 2016, 12(60): 998-1014.



图 11 热门话题预测节目



图 12 问题管理界面



图 13 主题管理界面

题的学习资源的评价进行分析,对表现较好的主题和用户给予更优质的服务与优惠,从而更好地提高平台的质量。如果某个主题不是很受用户的欢迎,管理员可单击该主题后的删除按钮进行删除。