

基于多参数融合的 PSO-GBDT 空化状态识别方法研究

吴思宇, 李贝贝, 刘秀梅, 韩蕊, 徐爽, 王蕊

(中国矿业大学 机电工程学院, 江苏, 徐州 221116)

摘要: 煤液化系统中, 调节阀在大压差节流工况下易诱发空化, 导致通流能力衰减与压力脉动增强, 准确识别调节阀的空化状态, 对于防范空化引发的通流能力衰减、抑制压力脉动, 以及保障煤液化装置的长周期稳定运行具有重要意义。为实现空化状态的高效识别, 本文搭建了调节阀空化流动实验平台, 并选取开度、进出口压差、进出口压力值、流量、流量系数、偏差比及压力脉动均方根值(RMS)等流体特征作为输入变量, 构建基于多参数融合的空化状态识别模型。对比评估随机森林(RF)、梯度提升决策树(GBDT)与极限梯度提升(XGBoost)后发现, GBDT综合性能最优, 准确率达 90.61%。进一步引入粒子群优化算法(PSO)建立 PSO-GBDT 模型, 将准确率提升至 92.12%, 降低了初生空化与临界空化之间的误判, 且其性能显著优于任意单一特征的识别准确率。基于重要性评估结果表明, 偏差比与进出口压差对分类贡献最大, 在剔除开度、进口压力等低贡献度冗余特征后, 模型准确率仍维持在 91.52% 的高水平。研究表明, 所构建的多参数融合模型能够实现调节阀空化状态的有效判别, 为系统的在线监测提供方法支撑。

关键词: 调节阀; 空化状态识别; 多参数输入; 机器学习; 粒子群优化

中图分类号: 文献标志码: A

DOI: 10.7652/xjtubXXXXXX001 **文章编号:** 0253-987X(XXXX)XX-0001-11

Research on Cavitation State Recognition Method Based on Multi-Parameter Fusion Using PSO-GBDT

WU Siyu, LI Beibei, LIU Xiumei, HAN Rui, XU Shuang, WANG Rui

(School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu, 221116, China)

Abstract: In coal liquefaction systems, regulating valves are prone to cavitation under large pressure-drop throttling conditions, leading to degraded flow capacity and intensified pressure pulsations, which ultimately undermine the long-term stable operation of the plant. To achieve the efficient identification of cavitation stages, an experimental platform for cavitating flow in a regulating valve was established. Fluid features—including valve opening, pressure drop, inlet and outlet pressures, flow rate, flow coefficient, deviation ratio, and the root-mean-square (RMS) value of pressure pulsations—were selected as input variables to construct a cavitation stage identification model based on multi-parameter fusion. A comparative evaluation of Random Forest (RF), Gradient Boosting Decision Tree (GBDT), and Xtreme Gradient Boosting (XGBoost) reveals that GBDT exhibits the best overall performance with an accuracy of 90.61%. Furthermore, the Particle Swarm

Optimization (PSO) algorithm was introduced to develop a PSO-GBDT model, which improves the accuracy to 92.12% and reduces the misclassification between incipient cavitation and critical cavitation. Moreover, its classification performance significantly outperforms the accuracy of any single-feature model. Feature importance analysis indicates that the deviation ratio and pressure drop contribute the most to the classification. Based on the importance evaluation, after eliminating low-contribution redundant features such as valve opening and inlet/outlet pressures, the model accuracy is still maintained at a high level of 91.52%. The study demonstrates that the proposed multi-parameter fusion model enables the effective identification of cavitation stages in regulating valves, providing methodological support for the online monitoring of the system.

Keywords: Regulating valve; Cavitation stage identification; Multi-parameter input; Machine learning; Particle swarm optimization (PSO)

0 引言

调节阀是煤液化系统中实现流量调节和过程控制的重要执行元件,其运行状态直接影响整个系统的安全性与稳定性^[1]。在煤直接液化过程中,调节阀长期处于高压差、大流量及复杂介质环境下运行。由于阀口节流作用,流体经过狭窄流道时会产生剧烈的压力下降,当局部压力低于液体饱和蒸气压时,容易诱发空化现象^[2-3]。空化的发展会改变阀内流场结构,引起流量特性变化、压力脉动增强以及振动和噪声加剧;空化严重时还可能造成阀芯和阀座表面的空蚀损伤,降低调节阀的使用寿命和运行可靠性^[4-5]。因此,建立可靠的空化状态识别方法,对于掌握调节阀运行状态、开展空化监测与优化具有重要意义。

随着数据驱动技术的发展,机器学习方法逐渐被应用于空化状态检测与识别。刘忠等^[6-8]分别提出了基于宽度卷积神经网络、混沌理论优化支持向量机(CNN-OSVM)以及迁移学习结合卷积神经网络-长短时记忆网络(CNN-LSTM)的空化状态识别方法,并实现了对不同水轮机空化类型的有效识别。李贝贝等^[9]利用时域、频域及小波包变换提取调节阀内振动信号特征,通过核主成分分析和遗传算法优化的支持向量机模型实现调节阀空化状态的识别。Wei等^[10]提出了一种基于振动加速度时间序列的空化状态识别模型,利用非重叠移动窗口方法和格莱姆矩阵角场变换生成特征图,并使用 AlexNet 训练模型以准确识别调节阀内的空化阶段。邹淑云等^[11]针对离心泵压力脉动信号具有非线性和复杂时变特征的问题,引入分形维数描述信号特征,并结合双向长短时记忆网络建立空化状态识别模型,实现了不同空化状态的有效区分。Lang

等^[12]进一步结合改进莱维飞行蝙蝠算法(ILBA)优化 Elman 神经网络,通过变分模态分解(VMD)和多尺度散布熵(MDE)提取压力信号特征,提高了非堵塞泵空化状态识别的稳定性。除压力信号外,声学 and 图像信息也被用于空化检测。Osterman 等^[13]采用水声检测与高速可视化相结合的方法研究轴向阀初生空化过程,通过水听器获取空化产生的声压变化,并利用图像信息分析空化结构演变,结果表明空化图像对初生空化具有更高的响应敏感性。在振动信号方面,曹玉良等^[14]利用自动编码器提取离心泵振动特征,实现了不同空化状态的分类识别。Yang 等^[15]基于振动信号统计特征和支持向量机(SVM)建立了蝶阀汽蚀诊断模型,分析了不同特征参数对状态判别的影响。Panda 等^[16]针对不同堵塞程度及空化初生阶段的振动响应特征,从时域信号中提取多种统计参数,并采用 SVM 进行分类,发现标准差特征在空化状态区分中具有较强的判别能力。石睿捷等^[17]针对阀门、孔板等节流装置的空化问题,基于标准偏差与小波分析对入口压力脉动信号进行特征提取,有效实现节流空化的状态识别。贺国等^[18]基于改进倍频带提取多测点振动信号特征并结合 BP 神经网络,有效实现离心泵不同程度空化状态的精准识别。Sha 等^[19]提出了一种基于 XGBoost 和自适应特征选择的空化识别方法,通过对时域声信号进行快速傅里叶变换,提取信号统计特征,并利用自适应特征工程方法完成特征筛选与融合,最终实现空化状态分类。

尽管基于机器学习的空化识别方法已取得一定进展,但现有研究多依赖单一类型监测信号,如振动、声学或压力脉动信号。由于单一信号容易受到传感器安装条件、环境噪声以及运行工况变化的影响,其识别结果在复杂工程环境下仍存在一定不

确定性。此外,实际工业系统中可直接获取的运行参数往往更加丰富,仅利用单一物理信号难以充分反映空化演变过程。因此,结合多参数构建更加稳定的空化状态识别模型,对于提高方法的工程适用性具有重要价值。基于此,本文提出一种基于多参数输入的调节阀空化状态识别方法。该方法选取工程运行过程中易于实时获取的流体参数,包括阀口开度、进出口压差、进出口压力以及流量等作为模型输入,并结合机器学习算法建立参数与空化状态之间的映射关系,实现不同空化状态的分类识别,为调节阀空化状态在线监测及运行优化提供了一种新的技术途径。

1 实验方案

1.1 实验平台

液压实验系统主要由轴向柱塞泵、先导式溢流阀、背压阀、油箱、风冷却器、蓄能器、流量计、压力表及单向阀等组成,整体结构如图1所示。实验过程中,轴向柱塞泵为系统提供稳定的高压油源,其额定流量和额定压力分别为80 L/min和31.5 MPa。为减少油液温度变化对流动特性及实验结果的影响,试验过程中通过风冷却器对系统温度进行调节,使油温保持在40~46℃范围内。透明实验阀入口和出口压力分别通过先导式溢流阀和背压阀进行调节,以获得不同压力条件下的空化工况。压力测量采用精度等级为0.4级的压力表,分别布置于实验阀进口和出口位置,其测量不确定度为3.69%。流量采用精度等级为0.5级的流量计进行实时监测,对各工况下流量变化进行记录,待流量达到稳定状态后获取对应测量值,流量测量不确定度为1.56%。为降低液压泵运行过程中产生的压力波动,配置蓄能器对压力脉动进行缓冲,从而提高实验过程中压力条件的稳定性。同时,风冷却器用于维持油液温度稳定,避免温升引起油液物性变化,从而降低实验重复性。

图像采集系统由高速相机、LED光源、数据采集与处理工作站和透明实验阀组成,用于捕捉调节阀内空化流场的动态变化。高速相机型号为PhantomVEO-710L,设置相机帧率为50,000fps,相机的最大分辨率为256×400。同时,LED光源为透明实验阀提供均匀而明亮的照明,以减少光线不足或分布不均对图像质量的影响。阀芯由45#钢加工而成,透明实验阀的阀座由聚甲基丙烯酸甲酯(PMMA)制成,PMMA具有良好的光学透明度和

耐化学性,因此可以清晰观察到流场内的空化形态变化。为简化实验设备,保持实验过程中观察和操作的便利性,透明实验阀的尺寸为实际尺寸的十分之一。图2为调节阀流道结构及压力测点布置示意图,其中喉部长度为10.8 mm,扩张段长度为42.0 mm,上游流道和出口流道直径分别为15.0 mm和25.0 mm。实验阀体共设置3个压力采样点,分别位于上游流道、喉部及扩张段区域,压力引流孔均布置于阀体左侧壁面,并通过直径1 mm的引流小孔与内部流道连通。

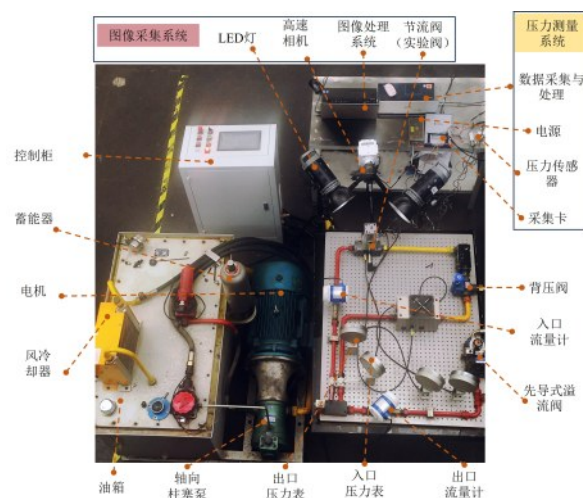


图1 实验台实物图

Fig. 1 Physical picture of the laboratory bench

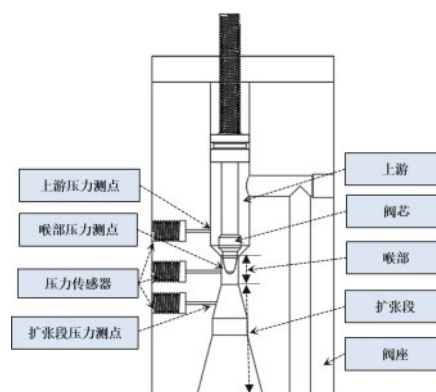


图2 调节阀流道结构及压力测点布置示意图

Fig. 2 Schematic of the regulating valve flow passage and pressure tap locations.

动态压力测量系统由压力传感器、电源模块、数据采集卡和数据处理计算机。在调节阀内的流道上游位置、喉部位置及扩张段位置,分别设置了三个压力测量点,具体位置如图2所示。三个压力传感器通过螺纹连接固定在透明阀体的壁面上,通

表1 压力传感器参数

Table 1 Pressure sensor parameters

名称	参数
型号	AE-S-G-H3-M1-J2-P1-V2-1
量程范围	0—10MPa
供电电源	24VDC
精度范围	±0.5%

过直径为 1 mm 的引流小孔测量内部流道的上游、喉部以及扩张段的压力信号,压力传感器由 24 V 直流电源供电,分别接入 NI 采集卡的三个模拟输入通道。NI USB-6346 采集卡通过 USB 接口与电脑连接,利用 LabVIEW 编写的上位机程序完成数据采集,并将采集数据导出至 Excel 文件格式以备进一步分析。压力信号采集系统中使用的压力传感器的主要参数如表 1 所示,设置压力信号采样频率为 100kHz。

本文实验工况设计遵循工程典型工况与动力学相似的原则。首先依据工业阀典型高压节流运行条件,并保持雷诺数一致进行相似换算^[20],确定试验阀等效流量目标区间约为 21.46 – 68.47 L/min。通过调节入口压力与出口背压组合实现对流量与压差的覆盖,形成可表征无空化至严重空化阶段的工况区间。考虑调节阀工程应用中常用的稳定调节开度区间,本文选取阀开度 40% – 60% 作为主要测试范围^[21]。在上述约束下获得 330 组实验数据,其关键参数范围汇总见表 2。

表2 关键参数范围

Table 2 Ranges of key parameters

参数	最小值	最大值
入口压力/MPa	1.1	3.1
出口压力/MPa	0.4	1.8
进出口压差/MPa	0.7	2.7
流量/(L/min)	21.46	68.47
偏差比	−4.35%	15.38%
流量系数	0.53	0.88
压力脉动 RMS 值/MPa	0.205	1.72

1.2 空化状态分类依据

采用高速相机记录不同工况下调节阀内空化的演化过程。随着空化发生与发展,空泡逐渐占据局部流通区域并扰动主流,使阀门有效过流面积和通流能力发生变化,进而导致实际流量相对于无空化条件下的理论流量产生偏离。因此,实际流量和理论流量的偏差比能从通流能力变化的角度表征

空化状态。

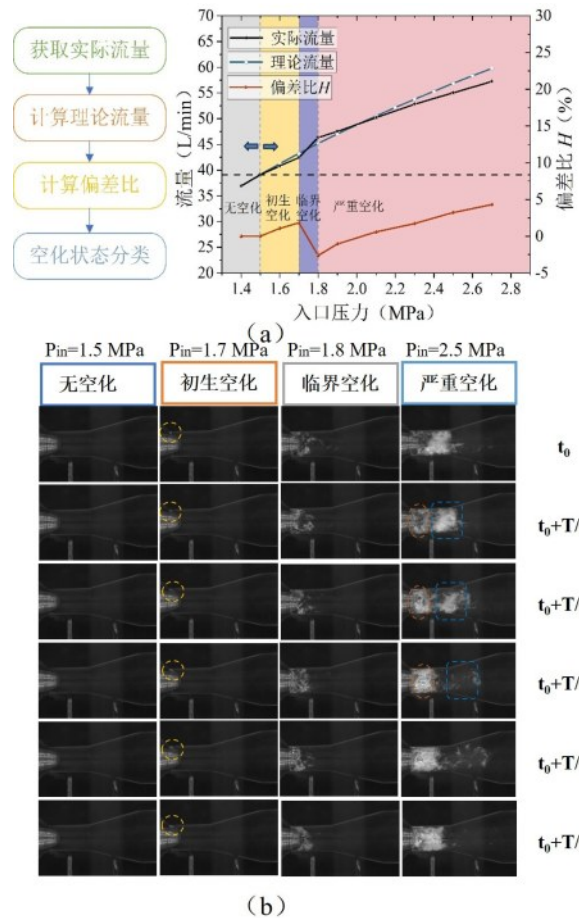


图3 基于流量偏差比的空化状态分类示意图^[22]

Fig. 3 Schematic diagram of cavitation state classification based on flow deviation ratio

结合高速摄影获得的空化形态及已有研究成果^[23],并依据连续调压过程中流量偏差比的变化趋势,将各工况下的空化状态划分为无空化、初生空化、临界空化和严重空化四类。

本文设置出口压力 P_{out} 为 0.6 MPa,在此条件下,如图 3(a)所示,当进口压力 P_{in} 不高于 1.5 MPa 时,流量偏差比接近 0,调节阀处于无空化状态;当 $1.5 < P_{in} \leq 1.7$ MPa 时,偏差比逐渐增大,空化开始出现并发展,定义为初生空化状态;当进口压力为 $1.7 < P_{in} \leq 1.8$ MPa 时,偏差比出现明显下降,对应临界空化状态;当进口压力高于 1.8 MPa 时,偏差比随进口压力增大而逐渐上升,定义为严重空化状态。图 3(b)给出了进口压力分别为 1.5、1.7、1.8 和 2.5 MPa 时的典型空化图像,分别对应无空化、初生空化、临界空化和严重空化状态。

2 结果与讨论

2.1 多参数特征构建

为表征空化演化过程中流动状态的变化特征,本文选取图2中扩张段测点3的压力脉动信号,并计算其均方根值(RMS)。由于该区域是游离型空泡发展及溃灭的主要位置,其压力波动对空化状态变化具有较高敏感性。图4给出了不同空化阶段下扩张段压力脉动RMS值、流量系数、偏差比及流量增长率的变化规律。在无空化和初生空化阶段,流场扰动程度较低,尚未形成大尺度空泡脱落和溃灭过程,因此扩张段压力波动较弱,压力脉动RMS值维持在较低水平。随着初生空化逐渐形成,阀口附近空泡数量增加,对主流结构产生一定影响,使有效流通区域发生变化,流量系数和流量增长率呈下降趋势,而偏差比逐渐增大。当进口压力继续降低,调节阀进入临界空化阶段,空泡在喉部及扩张段内开始发生周期性的生成、脱落和溃灭,局部压力快速变化增强,使扩张段压力脉动RMS值明显升高。与此同时,空化向下游发展使得阀口有效流通面积增加,流量系数和流量增长率随之增加,而偏差比降低。进入严重空化阶段后,空化区域进一步发展,空泡数量持续增加并趋于稳定扩展状态,扩张段压力脉动RMS值继续升高,但增长速率较临界空化阶段有所减缓。此时,大量空泡占据流道空间,对有效流通面积产生较强影响,使流量系数和流量增长率再次下降,偏差比进一步增大。上述结果表明,压力脉动RMS值、流量系数、偏差比以及流量增长率能够从压力波动、流动能力和节流状态等不同角度反映调节阀空化演化过程,为不同空化阶段的识别提供了特征参数依据。

因此,选取开度、进出口压差、进出口压力值、流量、流量系数、偏差比及扩张段压力脉动均方根值等参数作为输入变量。不同特征参数在空化演化过程中反映了不同层面的物理信息:进出口压差及进出口压力值主要决定阀内局部压力分布,是空化发生与发展的根本诱发因素;流量及流量系数直接反映空化对有效流通面积和通流能力的影响,表征空化发展的宏观结果;而压力脉动均方根值则用于刻画空泡周期性生成、脱落与溃灭所引起的流动非定常性和扰动强度。通过将上述不同物理层级的特征参数进行融合,可从诱因、结果及动态响应等多个角度对空化状态进行综合表征,从而有效提升空化状态识别的稳定性与工程适用性。

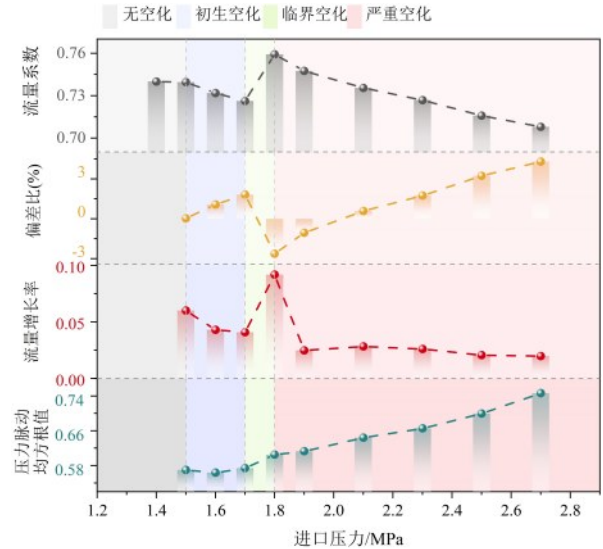


图4 不同空化状态下各参数的变化趋势

Fig. 4 The variation trends of each parameter under different cavitation stages

2.2 不同模型的空化状态识别性能对比

为保证模型评估的客观性与泛化能力,本文采用留一工况交叉验证方法对模型性能进行评价。数据集共包含330组独立工况,每轮选取其中1组工况作为测试集,其余329组工况作为训练集进行模型参数学习,共循环330轮,使每组工况均独立作为测试样本一次,从而避免训练样本与测试样本之间的交叉和重复,使所得结果更能反映模型对工程未知工况的实际识别能力。鉴于样本规模相对有限,且空化演化过程具有明显的非线性特征,本文选用随机森林(RF)、梯度提升决策树(GBDT)和极限梯度提升(XGBoost)三种适用于小样本非线性分类的集成学习模型开展空化状态识别,以充分挖掘输入变量与空化状态之间的映射关系。

模型性能采用准确率、精确率、召回率、F1分数及Kappa系数进行综合评估,其中Kappa系数用于衡量模型预测结果与真实标签之间的一致性。表3给出了三种模型的性能对比结果。可以看出,GBDT在各项指标上均最优,其准确率达到90.61%,显著高于RF和XGBoost;同时,GBDT的召回率和F1分数也保持在较高水平,说明该模型在保证分类精度的同时,对不同空化状态样本具有较好的覆盖能力。RF的综合性能次之,准确率为89.39%,Kappa系数为0.8391,说明其预测结果与真实标签具有较好的一致性,但其召回率和F1分数低于GBDT,对部分类别样本的识别能力仍有提升空间。XGBoost的各项评价指标相对较低,准

确率为 84.55%, F1 分数为 76.72%, Kappa 系数为 0.786, 说明其在当前数据集上的分类性能及类别识别均衡性弱于 RF 和 GBDT。综合比较可知, GBDT 更适合用于调节阀不同空化状态的识别。

表3 不同模型性能汇总表

Table 3 Performance Summary of Different Models

模型	准确率	精确率	召回率	F1	Kappa
XGBoost	84.55%	76.67	76.76	76.72	0.786
RF	89.39%	85.29	81.82	82.75	0.8391
GBDT	90.61	86.015	84.143	86.52	0.86

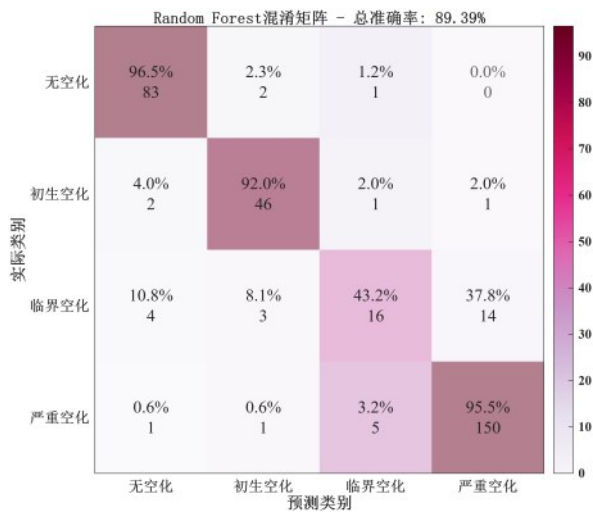


图5 RF模型空化状态识别混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrix for cavitation stage identification of the RF model

由图5可知, RF模型的总体分类准确率为89.39%。其中, 无空化、初生空化和严重空化状态的识别效果较好, 分类准确率分别达到96.5%、92.0%和95.5%, 表明该模型对典型空化状态具有较强的判别能力。相比之下, 临界空化状态的识别准确率仅为43.2%, 其余样本主要被误判为严重空化, 占37.8%。由此可见, RF模型的误分类主要集中在临界空化状态, 临界空化与相邻空化阶段之间存在较明显的特征重叠, 模型对空化演化过渡阶段的区分能力不足。

XGBoost模型的混淆矩阵如图6所示, XGBoost模型同样能够准确识别无空化状态, 对严重空化的识别也较为稳定, 仅有少量样本被误判为临界空化。但在初生空化与临界空化之间存在较为明显的混淆, 临界空化状态的识别准确率仅为51.4%, 其中16.2%的样本被误判为初生空化。这表明XGBoost在相邻空化阶段的判别上仍存在一

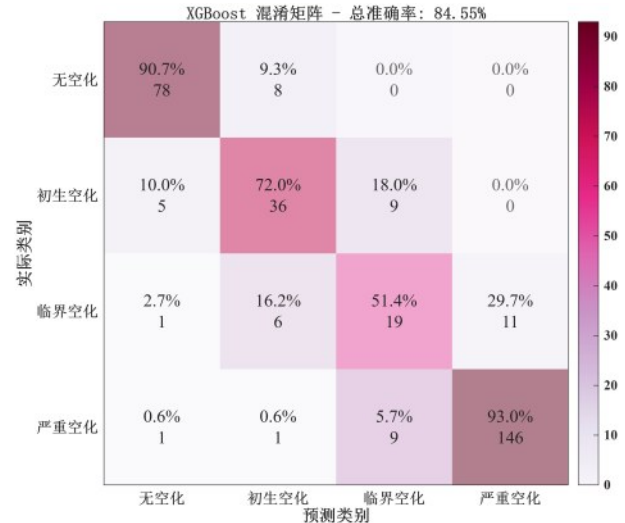


图6 XGBoost模型空化状态识别混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix of cavitation stage recognition for the XGBoost model

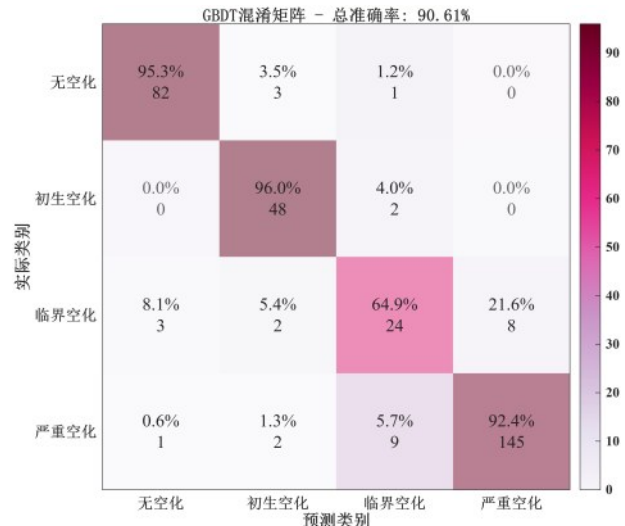


图7 GBDT模型空化状态识别混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix for cavitation state recognition of the GBDT model

定不稳定性。图7所示GBDT模型的总体分类准确率提高至90.61%。无空化、初生空化和临界空化状态的识别准确率分别达到95.3%、96.0%和64.9%。相比于XGBoost模型, 初生空化被误判为临界空化的比例由18.0%降低至4.0%, 临界空化被误判为初生空化的比例由16.2%降低至5.4%。表明GBDT显著改善了初生空化与临界空化之间的双向混淆。GBDT的误判仍主要集中于临界空化状态, 其中21.6%的临界空化样本被误判为严重空化, 相邻过渡阶段之间仍存在一定的特征重叠。总体而言, GBDT对不同空化状态的识别更加准确和均衡, 在样本规模有限且特征之间存在复杂非线性

性关系的情况下,GBDT 对不同空化状态具有更强的区分能力,更适合用于调节阀空化状态的识别任务。

2.3 基于 PSO-GBDT 的模型优化效果分析

尽管 GBDT 模型已取得较好的空化状态识别效果,但其分类性能在一定程度上受模型超参数设置的影响。为进一步提高模型的识别精度和泛化能力,本文引入粒子群优化算法(PSO),对 GBDT 模型的决策树数量、单棵决策树最大分裂数、叶节点最小样本数和学习率 4 个超参数进行联合优化,其搜索范围分别设置为 50~500、5~150、1~25 和 0.02~0.20,构建 PSO-GBDT 空化状态识别模型,整体流程如图 8 所示。首先初始化粒子群的位置和速度,最大迭代次数设置为 20,惯性权重由 0.90 线性递减至 0.40;随后,将各粒子对应的超参数组合用于 GBDT 模型训练,并采用完整留一工况交叉验证进行评价。根据各粒子的评价结果更新个体历史最优位置和全局最优位置,直至达到最大迭代次数或满足收敛条件;最后,利用获得的最优超参数组合建立 PSO-GBDT 模型。

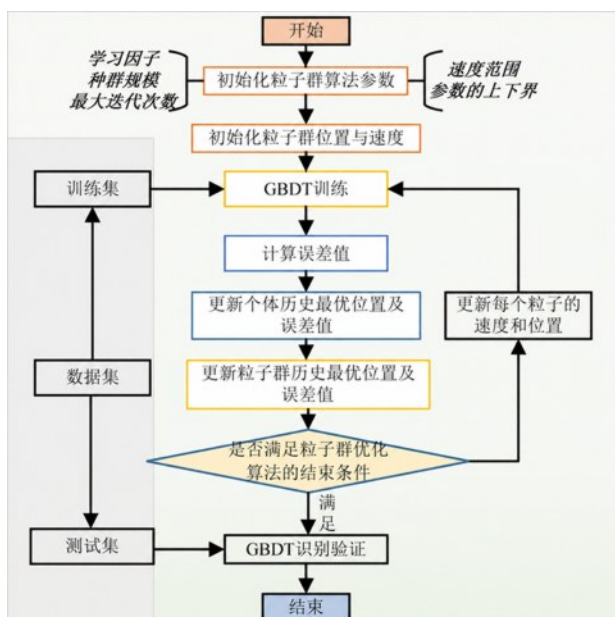


图 8 PSO-GBDT 模型

Fig. 8 PSO-GBDT model

图 9 为 PSO 优化过程中全局最优留一交叉验证误差随迭代次数的变化。可以看出,初始最优交叉验证误差约为 9.39%,随后随着迭代进行呈阶梯式下降,最终降低至约 7.88%,并在第 14 次迭代后基本保持稳定。这表明粒子群算法能够持续搜索更优的 GBDT 参数组合,且在 20 次迭代范围内已基

本达到收敛状态。表 4 为 GBDT 与 PSO-GBDT 模型的性能对比结果。经过 PSO 优化后,模型准确率达 92.12%,同时,添加马修斯相关系数(MCC)作为评价指标,MCC 可用于综合衡量模型预测类别与真实类别之间的相关程度,适用于类别分布不均衡情况。由表 4 可知,各个指标均有所增强,说明优化后模型预测结果与真实类别之间的一致性有所提升,且整体分类性能更加均衡。其中,召回率的提升幅度最为明显,表明 PSO-GBDT 对各类空化状态样本的识别覆盖能力得到改善。

表 4 GBDT 与 PSO-GBDT 模型性能对比汇总表

Table 4 Summary of performance comparison between GBDT and PSO-GBDT models

模型	准确率	精确率	召回率	F1	Kappa	MCC
GBDT	90.61	86.015	84.143	86.52	0.86	0.86
PSO-GBDT	92.12	88.73	88.59	88.56	0.882	0.88

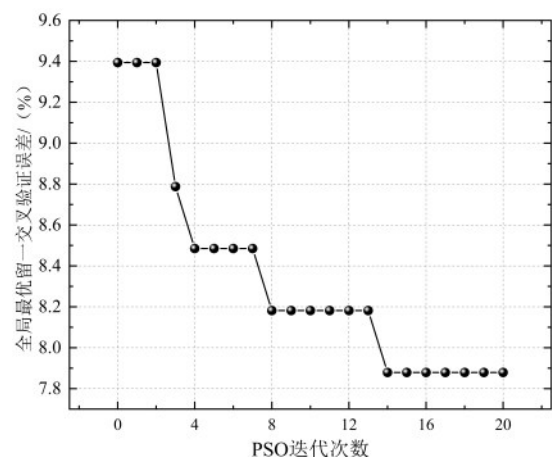


图 9 模型迭代误差

Fig. 9 Model iteration error

结合图 10 所示的混淆矩阵可以发现,PSO-GBDT 模型对无空化、初生空化、临界空化和严重空化状态的识别准确率分别为 96.5%、96.0%、67.6% 和 94.3%。与未优化的 GBDT 模型相比,无空化状态的识别准确率由 95.3% 提高至 96.5%,临界空化由 64.9% 提高至 67.6%,严重空化由 92.4% 提高至 94.3%,初生空化则保持在 96.0% 的较高水平。

总体而言,PSO 通过对 GBDT 关键超参数进行全局搜索,使模型在准确率、召回率、F1 分数、Kappa 系数及 MCC 等指标上均获得提升。虽然临界空化

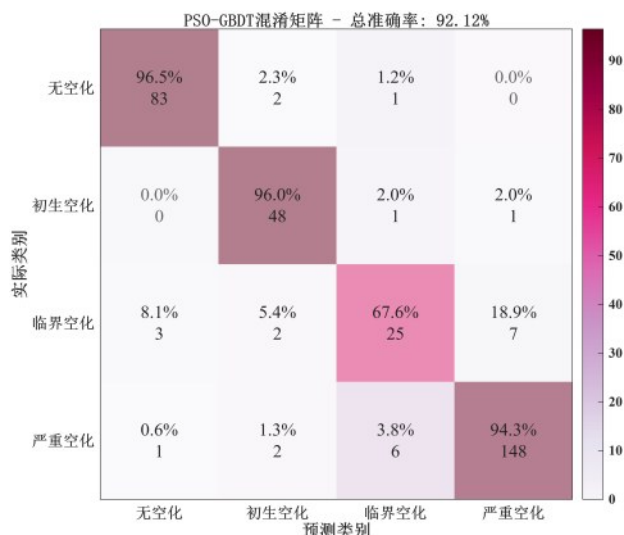


图10 PSO-GBDT模型空化状态识别混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of cavitation state recognition for PSO-GBDT model

与严重空化之间仍存在一定程度的特征重叠,但优化后模型对不同空化状态的识别更加准确和均衡,表明 PSO-GBDT 更适合用于调节阀空化状态识别。

2.4 单特征识别结果及重要程度分析

为定量揭示各输入特征在调节阀空化状态识别中的独立预测能力及其在融合模型中的贡献,首先对单一特征的识别性能进行了独立评估,将8种流体特征分别作为单一输入变量训练 PSO-GBDT 模型,并采用留一工况交叉验证进行评价,所得单特征识别准确率如图 11 所示。

由图 11 可知,不同物理特征对空化状态的敏感性差异显著。其中偏差比作为单一特征时的识别准确率最高,达到约 75%,其次为压差(约 62%)。这表明偏差比能够最直观地映射空化演化过程中实际流量相对理论流量的偏离程度,有效表征空泡对阀口通流面积的占据效应,是区分不同空化阶段最为敏感的宏观指标。压差作为诱发空化的驱动因素,从机理上决定了空化的起始与发展,因此也表现出较高的独立识别能力。相比之下,开度及进口压力的单特征准确率均低于 55%(开度仅为 47.2%),原因在于它们更多表现为系统的静态边界条件,难以充分反映空化发生时的动态非定常流场演变特性。

为对各输入参数在空化状态识别中的作用作进一步定量评估。本文基于树模型的平均不纯度下降(MDI)方法对特征重要性进行排序^[25],特征重

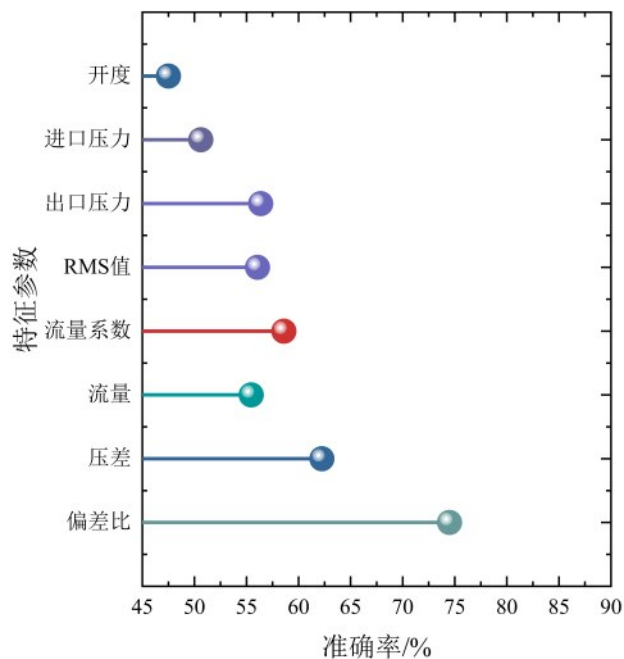


图11 单特征的 PSO-GBDT 模型识别准确率

Fig. 11 Recognition accuracy of the PSO-GBDT model with a single feature

要性分析结果如图 12 所示。

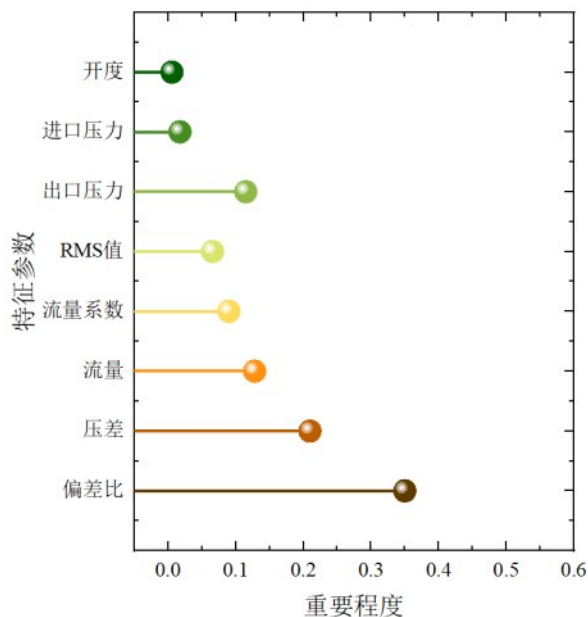


图12 各输入特征对于识别结果的重要性分析

Fig. 12 Analysis of the importance of each input feature for the recognition result

特征重要性分析结果与单特征准确率的规律高度吻合。偏差比与压差在所有输入变量中有较高的权重,进一步印证了二者在空化状态判别中的核心地位。此外,流量与压力脉动 RMS 值也展现出了一定的重要性贡献。压力脉动 RMS 值主要反

映空泡周期性脱落与溃灭引起的非定常流动扰动,其在空化演化过程中对状态变化具有较好的响应能力,但由于其受局部流动结构和测点位置影响较大,单独作为判据时区分能力相对有限,因此在多参数融合模型中更多体现为辅助特征。该结果表明,不同特征参数从不同物理侧面对空化状态进行表征,多参数融合能够充分发挥各类特征的互补优势。相比之下,开度、进口压力等静态边界参数因特征重要度极低,在模型中表现出较强的信息冗余。

鉴于偏差比在单特征识别和特征重要性排序中均表现出较高贡献,为检验其与类别标签之间潜在的信息重叠,进一步开展了特征消融试验。如图 13 所示,删除该特征并重新优化后,PSO-GBDT 模型准确率由 92.12% 降至 88.48%,说明偏差比对空化状态判别具有重要贡献;但模型仍保持较高的识别准确率,表明压力、流量及压力脉动等其他特征同样能够有效表征空化状态,模型并非仅依赖偏差比完成分类。

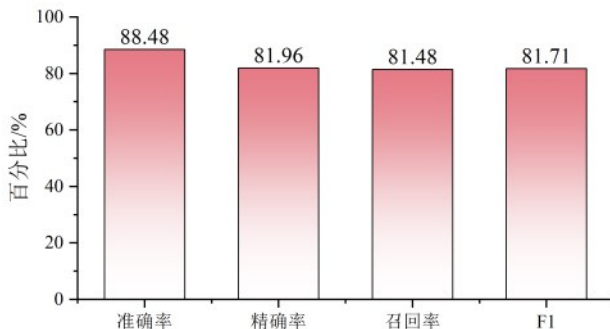


图 13 删除偏差比后 PSO-GBDT 模型的性能评价指标

Fig. 13 Performance evaluation metrics of the PSO-GBDT model after removing the deviation ratio

为进一步简化模型结构并降低实际应用中的数据采集要求,依据特征重要性分析结果。剔除重要度较低的开度和进出口压力特征,仅保留偏差比、压差、流量、压力脉动 RMS 值以及流量系数 5 个关键参数,重新构建基于精简特征集的 PSO-GBDT 识别模型。图 14 给出了特征筛选前后两种模型在分类准确率、F1 分数、召回率和精确率等指标上的对比结果。

由图 14 可知,经过特征筛选后,模型总体准确率由 92.12% 下降至 91.52%,F1 分数、召回率和精确率均出现小幅降低,但各项评价指标仍保持在较高水平,表明去除低贡献特征并未对模型的分类能力产生明显影响。相比完整特征输入模型,精简后

的模型减少了输入参数数量,降低了数据采集需求和模型计算复杂度,同时仍能够保持较好的空化状态识别效果。因此,基于特征重要性的参数筛选能够在保证识别精度的同时,提高模型在实际调节阀运行环境中的应用便利性。

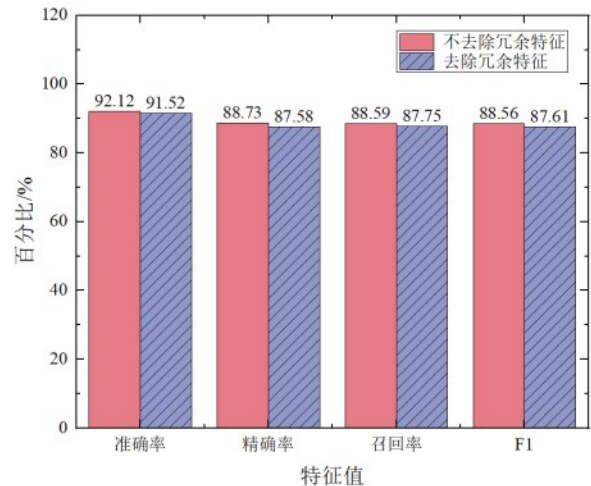


图 14 模型性能评估指标对比图

Fig. 14 Comparison chart of model performance evaluation indicators

此外,本文提出的多参数融合及 PSO-GBDT 识别流程可为其他调节阀或节流元件的空化识别提供参考,但应用于其他对象时仍需重新采集数据并进行模型训练与参数校准。

3 结 论

(1) 基于 330 组独立实验工况,选取开度、进出口压力、压差、流量、流量系数、偏差比以及压力脉动 RMS 值等特征参数,建立了多参数融合的空化状态识别模型。通过留一工况交叉验证对比发现,GBDT 模型相比 RF 和 XGBoost 模型具有较好的分类性能,识别准确率达到 90.61%,其对不同空化状态的分类结果较为均衡。

(2) 采用 PSO 算法对 GBDT 模型参数进行优化后,模型识别准确率由 90.61% 提高至 92.12%,精确率、召回率和 F1 分数分别达到 88.73%、88.59% 和 88.56%,Kappa 系数和 MCC 分别为 0.882 和 0.88。优化后的模型在无空化、临界空化和严重空化三类状态下均获得了更好的识别效果,其中对临界空化状态的区分能力有所提升,降低了其与相邻空化状态之间的误判概率。

(3) 基于单特征识别结果和特征重要性分析,偏差比和进出口压差对空化状态变化具有较强的

敏感性,流量及压力脉动RMS值能够提供辅助判别信息。进一步特征筛选结果显示,去除偏差比后模型仍保持88.48%的识别准确率,说明模型能够综合利用多个运行参数进行空化状态判断;剔除开度和进出口压力等低贡献特征后,模型准确率仍达到91.52%。因此,在保证识别效果的同时,通过合理筛选输入参数可以减少模型数据需求和计算复杂度,为调节阀空化状态的工程在线识别提供更加简洁的参数方案。

参考文献:

- [1] HE J, ZHANG Y, LIU X, et al. Experiment and simulation study on cavitation flow in pressure relief valve at different hydraulic oil temperatures[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2023, 89: 102289.
- [2] HAN R, LIU X, LI B, et al. The mechanism of the cavitation flow's spatiotemporal evolution and flow-induced instability [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2025, 104: 102922.
- [3] JIN Z, QIU C, JIANG C, et al. Effect of valve core shapes on cavitation flow through a sleeve regulating valve [J]. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A: Applied Physics & Engineering*, 2020, 21 (1) : 1-14.
- [4] 干瑞彬. 煤直接液化热高分液控阀失效分析[J]. *阀门*, 2020, 4: 17-22.
- GAN R. Failure analysis of the hydraulic control valve in coal direct liquefaction high temperature and pressure separator [J]. *Chinese Journal of Valve*, 2020, 4: 17-22.
- [5] 刘启航, 刘秀梅, 李贝贝, 等. 调节阀内空化场压力累积强度特性分析[J]. *液压与气动*, 2023, 47(11): 113-119.
- LIU Q, LIU X, LI B, et al. Characteristic analysis of pressure cumulative strength of cavitation in control valve[J]. *Chinese Hydraulics & Pneumatics*, 2023, 47 (11): 113-119.
- [6] 刘忠, 李显伟, 邹淑云, 等. 基于混沌理论和CNN-OSVM的水轮机空化状态识别方法[J]. *动力工程学报*, 2023, 43(11): 1454-1460.
- LIU Z, LI X, ZOU S, et al. State recognition method of hydraulic turbine cavitation based on chaos theory and CNN-OSVM [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2023, 43(11): 1454-1460.
- [7] 刘忠, 周泽华, 邹淑云, 等. 基于迁移学习和CNN-LSTM的水轮机空化状态识别方法[J]. *动力工程学报*, 2024, 44(10): 1533-1540.
- LIU Z, ZHOU Z, ZOU S, et al. Cavitation state recognition method of hydraulic turbine based on transfer learning and CNN-LSTM [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2024, 44(10): 1533-1540.
- [8] 刘忠, 郑佳稳, 邹淑云, 等. 基于宽度卷积神经网络的水轮机空化状态识别方法[J]. *动力工程学报*, 2025, 45(7): 985-991.
- LIU Z, ZHENG J, ZOU S, et al. Hydraulic turbine cavitation state recognition method based on broad convolutional neural network [J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2025, 45(7): 985-991.
- [9] 李贝贝, 孙深圳, 刘秀梅, 等. 基于改进SVM算法的调节阀空化状态识别[J]. *机械工程学报*, 2023, 59 (24): 312-322.
- LI B, SUN S, LIU X, et al. Cavitation state recognition of regulating valve based on improved SVM algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2023, 59(24): 312-322.
- [10] WEI J, LIU X, LI B, et al. Cavitation state recognition for control valve using AlexNet-type neural networks with three-channel images transformed by time series[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(5): 055301.
- [11] 邹淑云, 刘忠, 王文豪, 等. 基于分形维数和BiLSTM的离心泵空化状态识别方法[J]. *振动与冲击*, 2025, 44(04): 305-312.
- ZOU S, LIU Z, WANG W, et al. Cavitation recognition method of centrifugal pump based on fractal dimension and BiLSTM [J]. *Journal of Vibration and Shocks*, 2025, 44(04): 305-312.
- [12] LANG T, NI C, CHEN K, et al. Recognition of cavitation characteristics in non-clogging pumps based on the improved Lévy flight bat algorithm[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2023, 11: 1335227.
- [13] OSTERMAN A, HOČEVAR M, ŠIROK B, et al. Characterization of incipient cavitation in axial valve by hydrophone and visualization [J]. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2008, 33(4): 620-629.
- [14] 曹玉良, 明廷锋, 贺国, 等. 基于深度学习的离心泵空化状态识别[J]. *西安交通大学学报*, 2017, 51 (11): 165-172.
- CAO Y, MING T, HE G, et al. Cavitation state recognition of centrifugal pump based on deep learning [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2017, 51 (11): 165-172.
- [15] YANG B, HWANG W, KO M, et al. Cavitation detection of butterfly valve using support vector

- machines[J]. Journal of Sound and Vibration, 2004, 287(1): 25-43.
- [16] PANDA K, RAPUR S, TIWARI R. Prediction of flow blockages and impending cavitation in centrifugal pumps using Support Vector Machine (SVM) algorithms based on vibration measurements [J]. Measurement, 2018, 130: 44-56.
- [17] 石睿捷, 宋戈, 付豪, 等. 基于压力脉动分析的节流空化流场特性分析[J]. 航天制造技术, 2023, (4): 46-50.
- SHI R, SONG G, FU H, et al. Characteristic analysis of throttling cavitation flow field based on pressure fluctuation analysis [J]. Aerospace Manufacturing Technology, 2023, (4): 46-50.
- [18] 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.
- HE G, CAO Y, MING T, et al. Cavitation state recognition of centrifugal pump based on features of modified octave bands [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(8): 1263-1267+1302.
- [19] SHA Y, FABER J, GOU S, et al. An acoustic signal cavitation detection framework based on XGBoost with adaptive selection feature engineering [J]. Measurement, 2022, 192: 110897.
- [20] ZHANG Y, LIU X, LI B, et al. Experiment investigation on cavitation bubble and mechanism of anti-cavitation performance in the bionic pressure relief valve[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2023: 09544089231214652.
- [21] 偶国富, 饶杰, 章利特, 等. 煤液化高压差调节阀空蚀/冲蚀磨损预测[J]. 摩擦学学报, 2013, 33(2): 155-161.
- OU G, RAO J, ZHANG L, et al. Numerical investigation of cavitation erosion/solid particle erosion in high differential pressure control valves in coal liquefaction[J]. Tribology, 2013, 33(2): 155-161.
- [22] 吴思宇. 调节阀内空化流场动态演变特性研究及状态识别方法[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2025.
- WU S. Study on dynamic evolution characteristics and state identification method of cavitation flow field in regulating valve [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2025.
- [23] LI B, WU S, LIU X, et al. Experimental study on spatiotemporal distribution characteristics of different cavitation stages based on the flow deviation method [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering, 2024: 09544089241303297.
- [24] 张金珂, 张建刚. 基于改进粒子群优化算法的信号检测及故障诊断[J]. 山东大学学报(理学版), 2023, 58(05): 63-75+83.
- ZHANG J, ZHANG J. Signal detection and fault diagnosis based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Shandong University (Natural Science), 2023, 58(05): 63-75+83.
- [25] TANGIRALA S. Evaluating the impact of GINI index and information gain on classification using decision tree classifier algorithm* [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), 2020, 11(2): 612-619.