

基于不同算法优化 VMD – BiLSTM 的离心泵空化状态识别方法研究

聂 仑¹ 杨 魏^{1,2} 刘晓东³ 刘竹青^{2,4} 董 亮⁵ 江海松⁶

(1. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083; 2. 北京市供水管网系统安全与节能技术工程研究中心, 北京 100083; 3. 扬州大学电气与能源动力工程学院, 扬州 225009; 4. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 5. 江苏大学流体机械工程技术研究中心, 镇江 212013; 6. 承德北方水利水电工程有限公司, 承德 067032)

摘要: 为了进一步提升离心泵空化状态下振动信号智能诊断的预测精度,提出了结合优化算法与长短期记忆网络 (Long short term memory networks, BiLSTM) 的变分模态分解 (Variational mode decomposition, VMD) 方法。用此算法进行离心泵内流体的多种空化状态的识别。引入算法来优化 BiLSTM 模型,从而改进了时间序列数据的预测准确性。为了提高预测精度,采用 MSO (Mirage swarm optimization)、SSA (Sparrow search algorithm) 和 POA (Pelican optimization algorithm) 算法进行对比并进行参数寻优,获得了不同的预测模型。针对离心泵内流体的空化试验振动数据,首先通过 VMD 将原始振动信号分解为多个本征模态函数 (Intrinsic mode function, IMF) 的分量;然后根据这些分量的构造特征,利用深度学习算法对流体的空化状态进行了准确识别和预测。基于 3 种不同工况条件下 (未空化、初生空化、严重空化) 的离心泵振动数据,试验结果显示了 VMD – SSA – BiLSTM 训练后预测模型拟合度均高于 LSTM、BiLSTM、VMD – BiLSTM、VMD – POA – BiLSTM、VMD – MSO – BiLSTM 等方法,该研究为识别离心泵内流体的多空化状态提供了可靠的工具。

关键词: 离心泵; 空化状态识别; 信号检测; 变模态分解; BiLSTM

中图分类号: TG156 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)21-0272-08 OSID: 

Research on Centrifugal Pump Cavitation State Identification Using VMD – BiLSTM Optimized by Different Algorithms

Nie Lun¹ Yang Wei^{1,2} Liu Xiaodong³ Liu Zhuqing^{2,4} Dong Liang⁵ Jiang Haisong⁶

(1. School of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Beijing Water Supply Network System Safety and Energy Saving Technology Engineering Research Center, Beijing 100083, China
3. School of Electric Energy and Power Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China
4. School of Water Resources and Civil Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China
5. Research Center of Fluid Machinery Engineering and Technology, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China
6. Chengde Northern Water Conservancy and Hydropower Engineering Co., Ltd., Chengde 067032, China)

Abstract: Aiming to further improve the prediction accuracy of intelligent diagnosis of vibration signals in the cavitation state of centrifugal pumps, a combination of optimization algorithms and long short term memory networks was proposed, i. e., the method of variational mode decomposition (VMD) of BiLSTM. This algorithm was used to identify various cavitation states in centrifugal pumps. An algorithm was introduced to optimize the BiLSTM model, thereby improving the prediction accuracy of time series data. In order to improve the prediction accuracy, mirage swarm optimization (MSO), sparrow search algorithm (SSA) and Pelican optimization algorithm (POA) were adopted. The POA algorithms were compared and parameter optimization was carried out, obtaining different prediction models. For the vibration data of the cavitation experiment, the original vibration signal was firstly decomposed into multiple intrinsic mode function (IMF) components through VMD. As environmental pressure decreased, cavitation would gradually intensify. Acceleration sensors were placed at five positions to collect vibration signals. These measurement points were as follows: the outlet flange, the radial direction on the upper

收稿日期: 2025 – 07 – 26 修回日期: 2025 – 09 – 04

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52179093, 52379085, 52409121, U25A20363)

作者简介: 聂仑 (1989—), 女, 博士生, 主要从事计算机技术在水力机械领域的应用研究, E-mail: nielun137@163.com

通信作者: 杨魏 (1982—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事水利机械优化设计及水利机械流动理论研究, E-mail: wyang@cau.edu.cn

side of the pump body, the axial direction of the pump body, the radial direction on the right side of the pump body, and the pump feet. The collected vibration acceleration signal was subjected to the fast Fourier transform (FFT) to obtain the time-domain signal at the rated speed of 1 450 r/min, and the time-domain signal was converted into a frequency-domain signal based on the fast Fourier transform (FFT). Spectral analysis indicated that the vibration energy was mainly concentrated between the axis passing frequency (APF) and the blade passing frequency (BPF). Among them, the shaft frequency APF was 24.2 Hz, and the blade passing frequency BPF was 145.0 Hz. Then, based on these components, features were constructed, and deep learning algorithms were used to accurately identify and predict the cavitation state. Based on the vibration data of centrifugal pumps under three different working conditions (no cavitation, primary cavitation, and severe cavitation), the experimental results showed that the prediction model fitting of VMD - SSA - BiLSTM after training was higher than that of LSTM, BiLSTM, VMD - BiLSTM, VMD - POA - BiLSTM, and VMD - MSO - BiLSTM. The research result can provide a reliable tool for identifying the multi-cavitation state of centrifugal pumps.

Key words: centrifugal pump; cavitation state identification; signal detection; variational mode decomposition; BiLSTM

0 引言

离心泵是工业和市政部门必不可少的流体输送设备,它可以有效地输送高黏度流体、含颗粒流体和其他类似物质^[1-3]。空化是一种流体力学现象,当局部压力低于液体的蒸气压时,导致气泡形成和破裂;这个过程会引起压力和速度的波动,同时会引起潜在的损坏和性能问题^[4-5]。例如,离心泵内流体的空化不仅会导致离心泵扬程下降,还会产生剧烈的振动和噪声^[6-7];此外,流体的空化会损害泵体,引起管道共振,并进一步加剧离心泵系统^[8-10]内部的振动和噪声问题。因此,开发一种安全、准确的流体空化诊断方法对维持离心泵的安全稳定运行至关重要。

离心泵内流体空化状态下的振动信号通常使用两种主要方法提取:时域特征提取^[11]和频域特征提取^[12]。信号分析^[13-14]作为一种有效的空化监测方法,在工程领域得到了广泛的应用。VMD 信号的分解方法是一种自适应信号分解方法^[15],它可以将信号分解为具有不同频率特性的多个子信号,从而更好地捕捉信号的时变特性,提高信号处理的准确性和效率^[12,14,16]。因此,采用 VMD 的信号分解方法进行空化监测具有明显的优势。随着人工智能领域的不断进步,机器学习和深度学习的算法通过自动学习和提取缺陷信息,可以提高离心泵的诊断效率及其诊断的准确性。近年来,随着机器学习算法在工程中的广泛应用^[17-20],支持向量机(Support vector machine, SVM)和长短期记忆时序神经网络(Long short-term memory, LSTM)等分类方法开始在流体的空化诊断中发挥重要作用。这些算法能够通过模式识别学习来准确识别空化特征,并对其进行分类和预测,从而为离心泵内流体的空化监测提供了一种全新的思路和方法。机器学习算法利用大量

数据和重要的计算技能,能够从信息数据中自动学习其特征和模式,并进行准确的分类和预测^[21-22]。例如, SVM 可以有效地管理高维数据,而随机森林(Random forest, RF)可以处理具有良好泛化能力的大规模数据。深度学习技术的引入^[14,23-24]使模型能够从大规模的数据中学习复杂的特征和关联,大大提高了诊断的准确性和效率。此外,集成学习和迁移学习等技术^[23-24]为离心泵内流体的空化检测带来了新的思路和方法,大大提高了诊断水平。

本文通过利用海市蜃楼(Mirage swarm optimization, MSO)和麻雀种群(Sparrow search algorithm, SSA)算法对参数进行寻优训练,并利用 BiLSTM 来识别最优参数。并提出一种优化算法 VMD - SSA - BiLSTM 模型,与传统的 LSTM 模型和 VMD - LSTM 模型的预测性能进行比较。对 VMD 的信号分解以及 BiLSTM 和优化算法在离心泵内流体空化识别中的应用进行比较,并验证 VMD - SSA - BiLSTM 方法在流体空化领域中空化信号的识别能力,评价其在离心泵工业应用中的性能和可靠性。

1 基本原理

1.1 变分模态分解

变分模态分解(Variational mode decomposition, VMD)能够将一个复杂的信号分解为多个具有有限带宽的子信号(模态),其每个模态对应于信号中的不同频率成分。与传统方法相比, VMD 既能够提取代表整体趋势的低频信息,又能提取反映局部变化的高频细节信息。该方法基于变分理论,通过构建优化问题并借助拉格朗日乘子法来求解,以非递归方式实现信号的有效分解,从而避免了常见的模态混叠问题。VMD 具有分解过程稳定、可重复性强的优点,适用于各种非平稳信号时频

域的特征提取。

1.2 变分模态分解的具体步骤

VMD 包括 3 个步骤,分别为建立约束变分模型、拉格朗日变换和交替更新:

(1)建立约束变分模型:VMD 将一个序列分解成多个具有特定中心频率的模态函数,并使每个模态估计带宽之和最小。以模态之和作为约束条件,其约束变分模型^[21]可表示为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $\{u_k\}$ ——分解所得到的 k 个模态分量

K ——模态函数总个数

$\{\omega_k\}$ ——各模态分量的频率中心

$\delta(t)$ ——狄拉克分布

$f(t)$ ——一个序列 t ——采样时刻

(2)拉格朗日变换:以上约束变分问题通过引入增广 Lagrange 函数消除约束变分模型的约束性,得到 Lagrange 函数表示的变分约束模型

$$\begin{aligned} L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda) = \\ \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (2)$$

式中 λ ——Lagrange 乘法算子,用以确保严格执行约束条件

α ——二次惩罚因子,用以确保转换的准确性

(3)交替更新:步骤(2)中优化问题(式(2))可以根据更新方程来求解,公式为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k}^K \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right) \cdot \frac{1}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

式中 $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ ——各模态分量的维纳滤波,可以通过傅立叶逆变换得到其实部

ω_k^{n+1} ——模态分量的频率中心

n ——迭代次数 ω ——频率

至此步骤(1)中的约束变分模型得以求解。

1.3 变分模态分解的算法流程

VMD 算法流程总结如下:

- (1)输入待分解的序列 $f(t)$ 。

(2)初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 $\{\hat{\lambda}_k^1\}$,将 n 设置为 0。

(3)根据式(3)、(4)更新 $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 和 ω_k^{n+1} 。

(4)更新 $\hat{\lambda}$,公式为

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1} \right) \quad (5)$$

式中 τ ——拉格朗日乘子的更新步长

(5)重复步骤(3)、(4)进行迭代,直到满足

$$\sum_{k=1}^K \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2 < \varepsilon \quad (6)$$

式中 ε ——收敛判别阈值

由此得到分解后的 K 个子序列,其模态函数为 u_k ,中心频率为 ω_k 。

1.4 BiLSTM 预测模型

LSTM(长短期记忆网络)是对传统循环神经网络(RNN)的一种增强,是专为处理和捕捉序列数据中的长期依赖关系而设计。其网络架构包括输入层、隐藏层、循环处理单元和输出层。在隐藏层部分,LSTM 引入了由多个门控机制组成的记忆单元——包括遗忘门、输入门、更新门和输出门。通过这些门的协同工作,LSTM 能够保留关键的历史信息,同时有效抑制无关或冗余的数据,从而缓解传统 RNN 在长序列学习中出现的梯度消失或记忆遗失问题。图 1 展示了 LSTM 单元的内部结构。

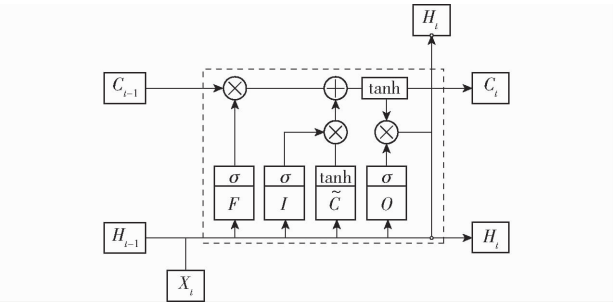


图 1 LSTM 示意图
Fig. 1 Schematic of LSTM

BiLSTM(双向长短期记忆网络)模型是 LSTM 的变体,通过同时运行前向 LSTM 和后向 LSTM 来处理时间序列的前后信息,结构如图 2 所示。双向长短期记忆网络结合了正向 LSTM 和反向 LSTM 来获取更完整的序列信息,最终得到的结果为正向 LSTM 和反向 LSTM 输出的叠加。

1.5 海市蜃楼(MSO)算法的原理

海市蜃楼算法是一种受粒子群优化(PSO)启发并加以改进的智能优化方法,其设计理念源于沙漠中由于折射而产生的远处水面幻象现象。该算法通过模拟粒子受到“虚假吸引力”与“真实吸引力”的共同作用,引导粒子在搜索空间中向潜在的全局最

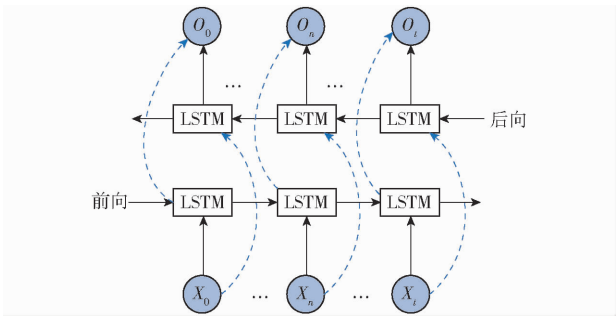


图 2 BiLSTM 示意图
Fig. 2 Schematic of BiLSTM

优解方向移动。其核心思想是构造虚拟目标来引导搜索路径,从而提高粒子避开障碍区域的能力,实现对复杂环境的高效探索。

当将海市蜃楼算法应用于三维空间中的无人水下航行器(UUV)路径规划时,实质上是将路径规划问题抽象为一个优化问题。优化目标是在满足避障和安全距离约束的前提下,从起点生成一条到达终点的最短路径。UUV 路径规划的关键在于降低整体路径代价,该代价通常由两部分组成:一是起点到目标点之间的航行距离成本,二是在航行过程中因接近障碍物而引发碰撞风险的惩罚成本。通过海市蜃楼算法的引导机制,可有效提升路径的安全性与全局最优性。

假设粒子:当前位置为 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$; 目标位置为 $\mathbf{T} = (T_1, T_2, T_3)$; 海底深度为 D ; 并且要求与海底保持最小安全距离 $d_{\min}$; 则适应度函数可定义为

$$f(\mathbf{x}) = \text{DistanceToTarget}(\mathbf{x}, \mathbf{T}) + \text{CollisionPenalty}(\mathbf{x}, D, d_{\min}) \quad (7)$$

$$\text{DistanceToTarget}(\mathbf{x}, \mathbf{T}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{T}\| \quad (8)$$

这是粒子的当前位置到目标位置的欧几里得距离。碰撞惩罚

$$\text{CollisionPenalty}(\mathbf{x}, D, d_{\min}) = \begin{cases} 10(D - x_3)^2 & (x_3 < D) \\ 0 & (x_3 \geq D) \end{cases} \quad (9)$$

式中 x_3 ——粒子的深度(z 轴坐标)

1.6 麻雀搜索算法(SSA)模型预测流程

麻雀搜索算法(Sparrow search algorithm, SSA)是一种具有出色优化能力的智能算法。该算法广泛应用于各类优化任务,例如函数最优化、神经网络参数调整以及机器人路径规划等。针对变分模态分解(VMD)中参数难以有效设定的问题,本文引入 SSA 对其进行自适应参数优化。SSA 通过模拟麻雀的觅食机制,将种群划分为“发现者”和“加入者”两类个体。发现者负责引领种群,寻找更优的觅食区域,具有更强的全局探索能力,能够提高整体优化效果。发现者个体在迭代过程中的位置更新可描述为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \exp\left(-\frac{i}{aT}\right) & (R < S) \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + QL & (R \geq S) \end{cases} \quad (10)$$

式中 i ——群体中的麻雀序号
 j ——麻雀在空间中所处位置
 T ——最大迭代次数
 a ——取值范围在 $[0, 1]$ 的随机数
 R ——报警值,取值范围为 $[0, 1]$
 S ——安全阈值,取值范围为 $[0.5, 1]$
 Q ——服从正态分布的随机数
 L ——取值均为 1,且长度为 n 的行向量

当 $R < S$ 时,探索者附近不存在天敌,为安全搜索状态;当 $R \geq S$ 时,有麻雀发现区域内有天敌,需要迅速远离该区域。

跟随者的位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{\mathbf{X}_w^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{l^2}\right) & \left(i > \frac{N}{2}\right) \\ \mathbf{X}_b^{t+1} + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\mathbf{X}_{k,j}^t - \mathbf{X}_b^{t+1}| & \left(i \leq \frac{N}{2}\right) \end{cases} \quad (11)$$

式中 $\mathbf{X}_b$ ——探索者占据的最优位置
 $\mathbf{X}_w$ ——全局最差的位置
 N ——麻雀种群数量

当有个体意识到危险时,算法中的预警机制将被触发,预警者的更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_b^{t+1} + \beta(\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_b^t) & (f_t \neq f_g) \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + u \left(\frac{\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_w^t}{|f_t - f_w| + \varepsilon} \right) & (f_t = f_g) \end{cases} \quad (12)$$

式中 $\mathbf{X}_b^t, \mathbf{X}_w^t$ ——第 t 代预警者的最优、最差位置
 β ——步长参数
 f_w ——当前全局最差适应度
 f_g ——当前全局最优适应度
 f_t ——当前个体适应度
 u ——麻雀移动的方向

1.7 鹈鹕算法(POA)模型预测流程

鹈鹕算法(Pelican optimization algorithm, POA)是一种基于群体智能思想构建的优化方法,其设计灵感来源于鹈鹕在觅食过程中展现出的协作与协调行为。该算法通过模拟鹈鹕群体在搜索食物时的策略,兼具全局搜索与局部探索的能力,因而在求解复杂优化问题时具有较强的全局寻优性能。该算法可划分为 3 个主要阶段:首先是种群初始化阶段;接着是向猎物靠近阶段;最后是掠水捕食阶段。该过程可形式化为

$$\mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{l}_j + \delta(\mathbf{u}_j - \mathbf{l}_j) \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \quad (13)$$

式中 $x_{i,j}$ ——第 i 个鹈鹕在第 j 维的位置
 m ——寻优空间的维度
 δ —— $[0,1]$ 内的随机数
 u_j, l_j ——优化问题在第 j 维的上、下边界

移向猎物阶段:猎物在寻优空间随机分布,鹈鹕确定猎物的位置并向着猎物所在区域移动。鹈鹕新位置的数学模型为

$$x_{i,j}^{p_1} = \begin{cases} x_{i,j} + \delta(p_j - Ix_{i,j}) & (F_p < F_i) \\ x_{i,j} + \delta(x_{i,j} - p_j) & (F_p \geq F_i) \end{cases} \quad (14)$$

式中 I ——1 或 2 的常数
 p_j ——猎物在第 j 维的位置
 F_i ——第 i 只鹈鹕位置更新前的适应度
 F_p ——猎物的适应度

通过贪婪选择更新其位置的数学模型可表示为

$$x_i = \begin{cases} x_i^{p_1} & (F_i^{p_1} < F_i) \\ x_i & (F_i^{p_1} \geq F_i) \end{cases} \quad (15)$$

式中 $F_i^{p_1}$ ——该阶段第 i 只鹈鹕新位置对应的适应度

掠过水面阶段:鹈鹕新位置的数学模型为

$$x_{i,j}^{p_2} = x_{i,j} + R' \left(1 - \frac{t}{T} \right) (2\text{rand} - 1) x_{i,j} \quad (16)$$

式中 R' ——常数,取 0.2

在第 3 阶段,仍使用贪婪选择更新鹈鹕位置,表达式为

$$x_i = \begin{cases} x_i^{p_2} & (F_i^{p_2} < F_i) \\ x_i & (F_i^{p_2} \geq F_i) \end{cases} \quad (17)$$

1.8 VMD - BiLSTM 的优化算法模型预测流程

利用 VMD 分解数据,并利用优化算法对 BiLSTM 进行参数寻优,组合形成了 VMD - BiLSTM 预测模型,流程图如图 3 所示,具体预测步骤如下:

(1)数据分解。进行数据清洗,去除数据中的

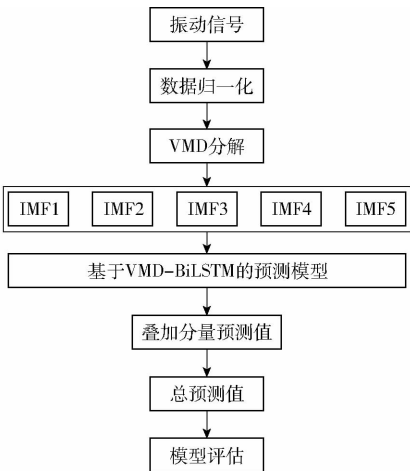


图 3 VMD - BiLSTM 算法流程图
Fig. 3 Flowchart of VMD - BiLSTM algorithm

重复值、缺失值、错误值和异常值,然后将数据以一定的时间粒度划分,形成数据集。将数据集进行 VMD 分解,得到若干个固有模态函数 IMF。

(2)构建 BiLSTM 网络。初始化 BiLSTM 中的批量、时间步长、学习率、隐含层神经元数等。

(3)设置参数。初始化种群数量,确定发现者和加入者所占种群的比例,确定最大迭代次数和优化 BiLSTM 参数的取值范围。

(4)BiLSTM 参数寻优与网络重建。选用均方根误差(RMSE)作为优化的目标函数,对 LSTM 的隐含层神经元数、初始学习率和训练次数这 3 个参数进行寻优,输出参数的最优值,重建 BiLSTM 网络结构。

(5)将得到的 IMF 输入到优化后的 BiLSTM 中进行预测,得到预测结果,通过对比预测结果与实际数据,计算出预测误差,定量分析评价模型预测性能的优劣。

2 流体空化试验

2.1 离心泵参数及试验台的搭建

如图 4 所示,本次试验在江苏大学流体机械工程技术研究中心完成,所示模型泵为一台单级单吸离心泵,其设计参数为:流量 $Q_d = 40 \text{ m}^3/\text{h}$,扬程 $H_d = 8 \text{ m}$,转速 $n_d = 1\,450 \text{ r/min}$ 。叶轮进口直径 $D_1 = 68 \text{ mm}$,叶轮出口直径 $D_2 = 228 \text{ mm}$,叶片数 $z = 6$,蜗壳基圆直径 $D_3 = 245 \text{ mm}$,蜗壳进口宽度 $b_3 = 18 \text{ mm}$ 。试验台主要由管路系统和测试系统两部分组成:管路系统包括罐体、进出口管路、真空泵、电机、电磁流量计和阀门等。

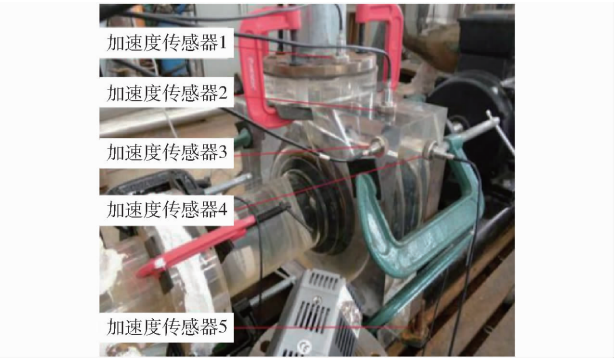


图 4 振动加速度传感器布置^[25]
Fig. 4 Layout of vibration acceleration sensors

2.2 离心泵内流体空化信号的获取与分析

如图 5 所示,随着环境压力的降低,流体的空化现象会逐渐加剧。本文在 5 个位置布置了加速度传感器用于采集振动信号,这些测点分别为:出口法兰、泵体上侧径向、泵体轴向、泵体右侧径向以及泵脚。对采集的振动加速度信号进行快速傅里叶变换

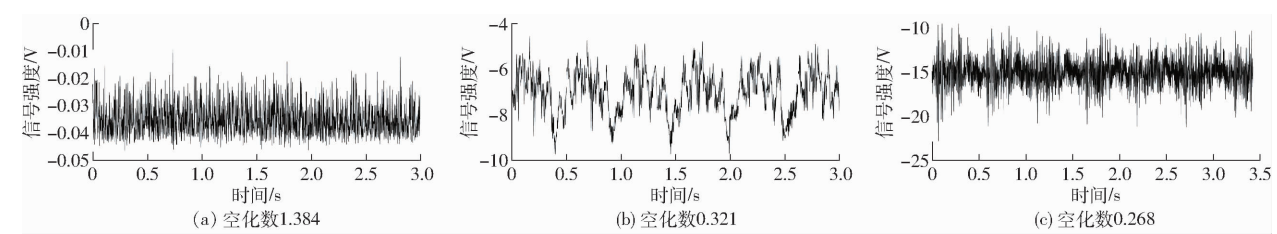


图 5 不同工况下空化信号时域图
Fig. 5 Time-domain diagrams of cavitation signals under different working conditions

(FFT), 得到在额定转速 1 450 r/min 的时域信号, 并基于快速傅里叶变换(FFT)将时域信号转换为频域信号。频谱分析表明, 振动能量主要集中在轴频(Axis passing frequency, APF)与叶片通过的频率(Blade passing frequency, BPF)之间。其中, 转轴频 APF 为 24. 2 Hz, 叶片通过频率 BPF 为 145. 0 Hz。

空化水翼实验中使用空化数 σ 表征空化剧烈程度, 定义为

$$\sigma = \frac{p_{in} - p_v}{0.5\rho V_0^2} \tag{18}$$

式中 p_{in} ——泵进口处压力
 p_v ——介质在环境温度下的饱和蒸气压, 取 3 574 Pa
 ρ ——介质密度 V_0 ——介质流速

实际工程应用中常采用扬程下降 3% 来作为判断是否发生流体空化的标准。定义扬程下降 3% 时的空化数为流体性能空化初生数, 记作 σ_H 。额定转速运行时, 不同流量 $0.5Q_d$ 、 Q_d 、 $1.5Q_d$ 工况下测得的离心泵内流体的空化性能结果如图 6 所示。

其中扬程系数 Ψ 的计算公式为

$$\Psi = \frac{2gH}{V_0^2} \tag{19}$$

式中 H ——模型泵实际测得扬程
 g ——重力加速度, 取 9. 8 m/s²

离心泵空化状态识别方法研究与实现 V_0 为介质的流速。

如图 7 所示, 在未发生流体空化的情况下, 振动频谱的能量主要集中在叶轮通过频率(APF)及其倍频位置, 说明此时模型泵的振动主要由叶轮与固定部件之间的相互撞击引起。进入流体空化初生阶段

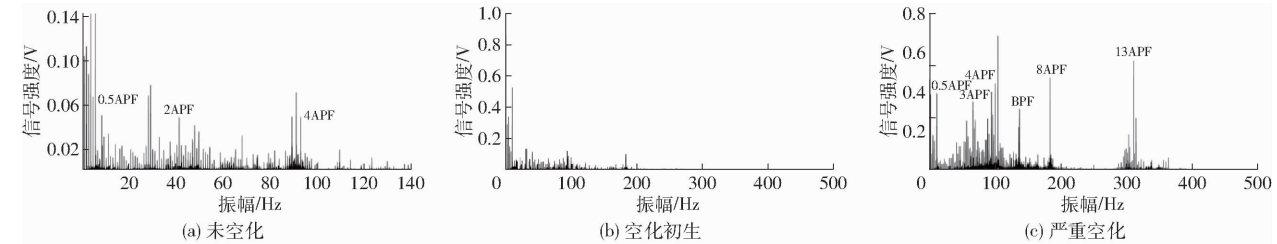


图 7 不同工况下空化信号时域图
Fig. 7 Time-domain diagrams of cavitation signals under different working conditions

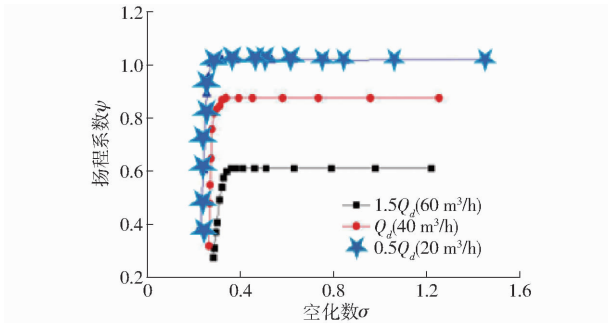


图 6 不同流量下的空化性能曲线
Fig. 6 Cavitation performance curves at different flow rates

后, 随着空化数的进一步降低, 整体振动幅值呈现上升趋势, 尤其是在低频区域, 如 0. 5APF 和 2APF 等位置, 幅值增长最为明显; 而在 BPF 附近的变化则相对较小。流体空化发生前, 各测点的振动频谱在 BPF 以下低频段表现为 APF 及其倍频处出现离散特征值。由此可见, 在流体的无空化状态下, 轴频、叶频及其倍频处的峰值主要源于动静干涉, 是振动能量的主要贡献来源。

随着流体空化程度的增加, 空化初生后, 各轴频、叶频及其倍频处幅值有所上升。离心泵各流量工况下的流体空化: 首先在各叶片的吸力面进口前缘区域出现空泡, 这是由于流体在该处加速流动导致该区域的局部压力降低; 叶轮吸力面的低压区明显多于离心泵内的其他位置, 使得该位置最容易发生空化。

如图 8 所示, 随着流体空化数的进一步降低, 此时扬程开始下降, 附近幅值呈现宽频特征, 全频段均出现振荡幅值。空泡增多且逐渐从叶轮进口向叶轮外缘及蜗壳间隙处转移。各叶片流道内空泡及空泡群溃灭所产生的微射流和冲击波相互碰撞、共同作用, 这一现象发生在流体空化的发展过程中; 空泡的

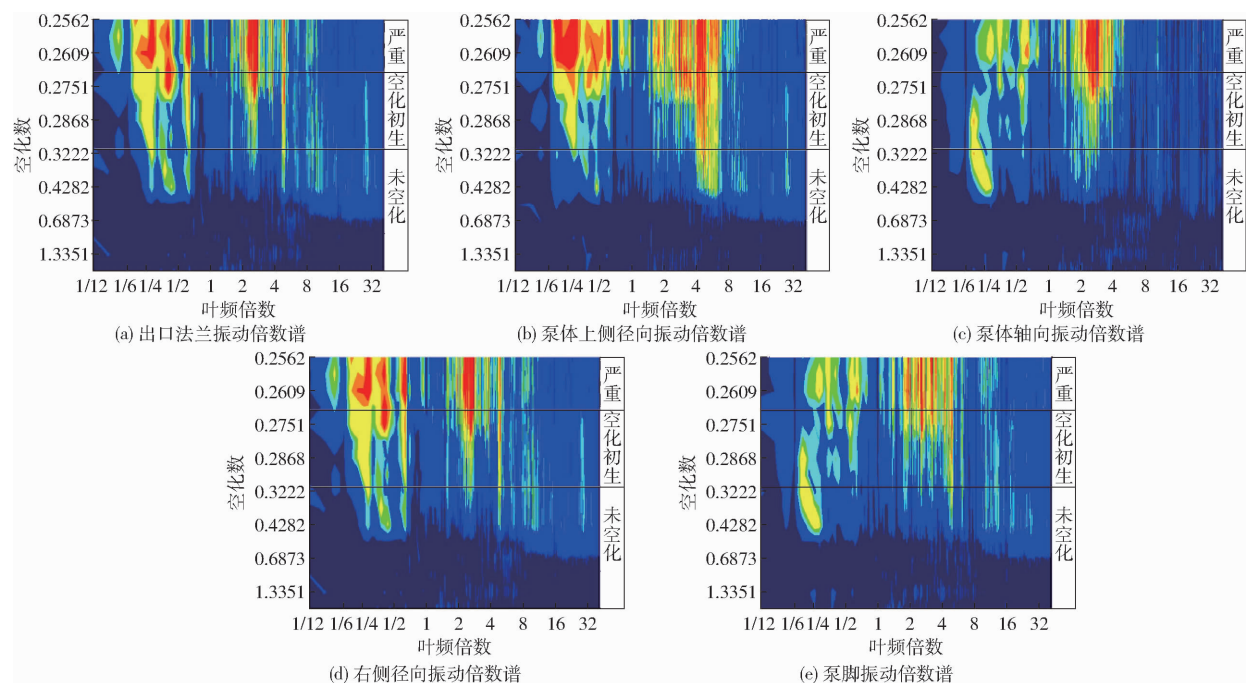


图 8 振动多谱图^[25]
Fig. 8 Vibration spectrograms

数量增多,并逐渐从叶轮进口区域向叶轮外缘及蜗壳间隙扩展。在各叶片流道中,这些相互作用以及空泡群体溃灭所产生的流动冲击力,共同引发了广泛的振动响应。随着流体的空化发展进入严重阶段,空化数进一步降低,在整个频谱范围内振荡频率增多,宽频特征愈发显著。这是由于此时大量空泡在叶轮内部聚集,叶片几乎被空泡所覆盖,并且叶片前缘被大尺度空泡所占据,扬程急剧下降。这是由于空泡堵塞各叶片的流道,严重影响了叶轮流道的过流能力。而且宽频分量的脉动强度也明显减弱,削弱了叶轮-隔舌的动静干涉影响。对比分析不同测点在流体空化发生前后对应的频谱图可发现,出口法兰位置的振动幅值和频域内的波动最小,表现出较为稳定的响应特性。而在泵体上侧径向、右侧径向以及泵脚位置,各测点频谱中均表现出较明显的宽频特征,表明这些位置更易受到空化扰动的影响。相比之下,泵体轴向测点则呈现出更加突出的离散频率特征,尤其在随着空化数的进一步降低,该位置的宽频特征也逐渐加剧,表明其对流体空化的发展过程更为敏感,对轴向和出口处冲击较小。对不同测点、流体空化发生前后的频谱图进行分析,出口法兰处振动频域幅值及振荡最小,升高的能量主要集中在 APF 及 200 ~ 500 Hz 处;泵体上侧径向、泵体右侧径向、泵脚 3 处测点变化宽频特征较为明显,升高的能量主要集中在 20 ~ 100 Hz 及 200 ~ 1 200 Hz,较宽频域内更为明显。这说明空泡溃灭引起的流动冲击主要集中于径向和泵脚处,对轴向

和出口处冲击较小。

3 结果与分析

3.1 试验环境

所有试验都是在一台配备 Intel(R) Xeon(R) Gold 6330 CPU @ 2.00 GHz 和 NVIDIA RTX 3090 的计算机上进行。Python 3.8 和 PyTorch 2.1.0 用于构建和训练模型。

3.2 模型结果评价指标

考虑到振动的时间序列是一个非线性时间序列,主要使用 MAE、MAPE、RMSE 测试作为预测性能指标。

3.3 基准模型对比试验

表 1 显示了数据的预测性能指标。在 6 种模型中,LSTM 模型和 BiLSTM 模型的性能较差。可以观察到 VMD - SSA - BiLSTM 的预测结果与观测值具有良好的一致性。VMD - MSO - BiLSTM 次之。其他模型的预测结果与观测值存在偏差。

4 结论

(1)相较于传统的 LSTM 模型,VMD 机制的引入可使模型在每个时间步或每个特征维度上分配不同的注意力权重,提高了模型预测的准确性,使得 LSTM 模型能够更好地处理变长输入序列。引入 SSA 算法进行优化调参,实现了 VMD - LSTM 模型的自动调参,进一步提高了预测精度。

(2)基于 3 种不同工况条件(未空化、空化初

表 1 各模型预测结果和准确性

Tab.1 Performance comparison of six prediction models

工况	模型	MAE/V	RMSE/V	MAPE/%
未空化	LSTM	0.004 258 2	0.005 624 2	11.531 7
	BiLSTM	0.004 203 3	0.005 235	11.300 5
	VMD – BiLSTM	0.001 151 5	0.001 501 7	3.163 7
	VMD – POA – BiLSTM	0.000 484 38	0.000 614 23	1.352 8
	VMD – SSA – BiLSTM	0.000 446 12	0.000 559 43	1.226 7
	VMD – MSO – BiLSTM	0.000 452 94	0.000 579 49	1.247 2
空化初生	LSTM	0.327 09	0.408 69	4.622 4
	BiLSTM	0.327 09	0.408 69	4.657 0
	VMD – BiLSTM	0.144 06	0.178 2	2.081 9
	VMD – POA – BiLSTM	0.078 706	0.098 09	1.101 7
	VMD – SSA – BiLSTM	0.064 570	0.081 04	0.921 8
	VMD – MSO – BiLSTM	0.064 505	0.082 68	0.950 3
严重空化	LSTM	1.132 9	1.423 3	7.440
	BiLSTM	1.317 4	1.667 9	8.646
	VMD – BiLSTM	0.442 9	0.569 6	2.911
	VMD – POA – BiLSTM	0.171 22	0.219 38	1.270
	VMD – SSA – BiLSTM	0.163 55	0.209 71	1.076
	VMD – MSO – BiLSTM	0.160 99	0.205 88	1.059

参 考 文 献

[1] 王福军. 水泵与水泵站[M]. 北京：中国农业出版社，2021.

[2] 司乔瑞，夏欣，武凯鹏，等. 应急供水多级泵意外停机水力过渡过程瞬态特性[J]. 农业工程学报，2024，40(4)：72 – 81.

Si Qiaorui, Xia Xin, Wu Kaipeng, et al. Transient characteristics of the hydraulic transition process of emergency water supply multi-stage pump with unexpected shutdown[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(4)：72 – 81. (in Chinese)

[3] 张映波，赵子龙，钱忠东. 双吸式离心泵叶片吸力面泥沙磨损破坏规律与形成机制研究[J]. 农业机械学报，2024，55(2)：202 – 207.

Zhang Yingbo, Zhao Zilong, Qian Zhongdong. Analysis of sediment erosion at suction side of double suction centrifugal pump blade[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(2)：202 – 207. (in Chinese)

[4] Lei T, Shan Z B, Liang C S, et al. Numerical simulation of unsteady cavitation flow in a centrifugal pump at off-design conditions[J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 228(11)：1994 – 2006.

[5] Cao W, Jia Z, Zhao Z, et al. Validation and simulation of cavitation flow in a centrifugal pump by filter-based turbulence model [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2022, 16(1)：1724 – 1738.

[6] Ge M, Petkovšek M, Zhang G, et al. Cavitation dynamics and thermodynamic effects at elevated temperatures in a small Venturi channel[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2021, 170：120970.

[7] Li D Y, Zhu Y T, Lin S, et al. Cavitation effects on pressure fluctuation in pump-turbine hump region[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 47：103936.

[8] Yuan Z Y, Zhang Y X, Zhang J Y, et al. Experimental studies of unsteady cavitation at the tongue of a pump-turbine in pump mode[J]. Renewable Energy, 2021, 177：1265 – 1281.

[9] 叶阳辉，朱相源，孙光普，等. 离心泵内空泡演化与其对振动的影响[J]. 农业机械学报，2017，48(6)：88 – 93，137.

Ye Yanghui, Zhu Xiangyuan, Sun Guangpu, et al. Evolution of cavitation bubbles and its influence on vibration in centrifugal pump[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6)：88 – 93，137. (in Chinese)

[10] 吴登昊，吴振兴，周佩剑，等. 低比转速离心泵叶轮瞬态空化特性分析[J]. 水力发电学报，2018，37(3)：96 – 105.

Wu Denghao, Wu Zhenxing, Zhou Peijian, et al. Transient characteristics of cavitation in low specific speed centrifugal pumps [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2018, 37(3)：96 – 105. (in Chinese)

[11] Rapur J S, Tiwari R. Automation of multi-fault diagnosing of centrifugal pumps using multi-class support vector machine with vibration and motor current signals in frequency domain[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2018, 40(6)：278.

[12] Ghalyan N F, Ray A, Jenkins W K. A concise tutorial on functional analysis for applications to signal processing[J]. Science, 2022, 4(4)：40.

生、严重空化)的试验数据进行验证，VMD – SSA – BiLSTM 训练后与预测模型拟合度均高于 LSTM、BiLSTM、VMD – BiLSTM、VMD – POA – BiLSTM 和 VMD – MSO – BiLSTM 网络。该研究为识别离心泵内流体的多空化状态提供了可靠的工具。优化算法 SSA 更适合复杂多模态和深度学习调参问题，而 POA 和 MSO 算法在快速收敛的连续优化中可能更佳。实际应用时需结合该研究表明通过考虑各个分量的不同特征，采用不同的方法对各个分量进行建模，可进一步提升预测精度，并为非线性和非平稳性的时间序列预测任务提供参考。

(3)离心泵内流体的空化发生后，对不同测点空化发生前后的频谱图进行分析，出口法兰处振动频域幅值及振荡最小；泵体上侧径向、泵体右侧径向、泵脚 3 处测点振动频域幅值变化特征较为明显，这说明空泡溃灭引起的流动冲击主要集中于径向和泵脚处，对轴向和出口处冲击较小。

Research Journal, 2024, 94(9 – 10): 1021 – 1039.

[20] Lee S Y, Patil P M, Kim G J, et al. Hyperparameter optimization for tomato leaf disease recognition based on YOLOv11m [J]. Plants, 2025, 14(5): 653.

[21] Nagpal J, Goel L. ResdenseNet: a lightweight dense ResNet enhanced with depthwise separable convolutions and its applications for early plant disease classification[J]. Neural Computing and Applications, 2025, 37(8): 1 – 22.

[22] 刘玉洁, 金钧. 基于改进的 YOLOv5s 绝缘子故障识别方法[J]. 机械与电子, 2024, 42(12): 31 – 36.
Liu Yujie, Jin Jun. Insulator fault identification method of overhead contact system based on improved YOLOv5s [J]. Machinery & Electronics, 2024, 42(12): 31 – 36. (in Chinese)

[23] Zhang T, Li L, Zhou Y, et al. CAS – ViT: convolutional additive self-attention vision transformers for efficient mobile applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2026, 35: 1899 – 1909.

[24] 段淳耀, 赵霞, 程鸿. 基于改进 YOLOv8 的百合地杂草分类识别[J]. 软件工程, 2025, 28(2): 46 – 51.
Duan Chunyao, Zhao Xia, Cheng Hong. Weed classification and recognition of lily fields based on improved YOLOv8 [J]. Software Engineering, 2025, 28(2): 46 – 51. (in Chinese)

[25] Liu Z, Zhuo L, Dong C, et al. YOLO – TBD: tea bud detection with triple-branch attention mechanism and self-correction group convolution[J]. Industrial Crops & Products, 2025, 226: 120607.

[26] Sulaiman B Z. RP squeeze U – SegNet model for lesion segmentation and optimization enabled ShuffleNet based multi-level severity diabetic retinopathy classification[J]. Network (Bristol, England), 2024, 36(4): 31 – 34.

[27] Xun J L, Cheng F, Li Y Q, et al. Detection of farmland obstacles based on an improved YOLOv5s algorithm by using CIoU and anchor box scale clustering[J]. Sensors, 2022, 22(5): 1790.

[28] Xia Y, Wang Z, Cao Z, et al. Recognition model for tea grading and counting based on the improved YOLOv8n [J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1251.

(上接第 279 页)

[13] 李志杰, 兰媛, 黄家海, 等. 基于 CBLRE 模型的轴向柱塞泵空化状态检测研究[J]. 机电工程, 2022, 39(5): 634 – 640.
Li Zhijie, Lan Yuan, Huang Jiahai, et al. Research on cavitation state detection of axial piston pump based on CBLRE model [J]. Mechanical and Electrical Engineering, 2022, 39(5): 634 – 640. (in Chinese)

[14] Konatham S R, Maram R, Cortés L R, et al. Real-time gap-free dynamic waveform spectral analysis with nanosecond resolutions through analog signal processing[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 3309.

[15] Ye W, Yi Y, Luo X. Numerical modeling of unsteady cavitating flow over a hydrofoil with consideration of surface curvature [J]. Ocean Engineering, 2020, 205: 107305.

[16] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1990, 36(5): 961 – 1005.

[17] Feng K, Ji J C, Ni Q, et al. A review of vibration based gear wear monitoring and prediction techniques[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 182: 109605.

[18] Feng K, Ji J C, Zhang Y, et al. Digital twin-driven intelligent assessment of gear surface degradation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 186: 109896.

[19] Ni Q, Ji J C, Halkon B, et al. Physics-informed residual network (PIResNet) for rolling element bearing fault diagnostics [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110544.

[20] Ni Q, Ji J C, Feng K, et al. Data-driven bearing health management using a novel multi-scale fused feature and gated recurrent unit[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242: 109753.

[21] Gao B, Guo P, Zhang N, et al. Experimental investigation on cavitating flow induced vibration characteristics of a low specific speed centrifugal pump[J]. Shock and Vibration, 2017, 2017: 6568930.

[22] Elsas J H, Moriconi L. Vortex identification from local properties of the vorticity field[J]. Physics of Fluids, 2017, 29(1): 1 – 22.

[23] Tiwari R, Bordoloi D J, Dewangan A. Blockage and cavitation detection in centrifugal pumps from dynamic pressure signal using deep learning algorithm[J]. Measurement, 2021, 173: 108676.

[24] Sha Y, Faber J, Gou S, et al. A multi-task learning for cavitation detection and cavitation intensity recognition of valve acoustic signals[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 113: 105499.

[25] 吴侃. 离心泵空化状态识别方法研究与实现[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
Wu Kan. Research and implementation of cavitation state recognition method for centrifugal pump [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019. (in Chinese)