

采用参数化解调的变转速下柱塞泵故障诊断方法

徐孜¹, 潮群¹, 高浩寒¹, 陶建峰^{1,2}, 刘成良^{1,2}, 孟成文¹

(1. 上海交通大学机械与动力工程学院, 200240, 上海;

2. 上海交通大学机械系统与振动国家重点实验室, 200240, 上海)

摘要: 针对柱塞泵在变转速工况下运行时, 存在因时变信号特征提取不易和噪声抑制困难导致的故障诊断准确度低的问题, 提出一种以参数化解调为基础的柱塞泵空化故障诊断方法。首先, 采用粒子群算法对泵出口时变压力信号重点分量的相位参数进行估计, 再根据估计得的参数将信号解调至平稳化并滤波, 接着对滤波后的信号进行反解调来获取单一信号分量; 然后迭代执行参数化解调的上述步骤以提取所有重点分量并实现信号重构; 最后对重构信号进行切片来构建数据集, 再将数据集输入一维卷积-长短期记忆神经网络(1DCNN-LSTM)中提取局域特征并学习长期时序信息, 从而实现准确地识别柱塞泵空化等级。流体仿真实验验证了参数化解调在信号分量提取上的有效性。使用实测信号进行空化故障诊断实验, 结果表明: 相比未经参数化解调的诊断方法, 该方法的空化等级识别准确率提高了 6.5%, 达到 95.4%, 且具有更好的泛化性能; 在信噪比为 0 dB 的强噪声环境下, 准确率维持在 90% 以上。

关键词: 柱塞泵; 变转速; 故障诊断; 参数化解调; 卷积神经网络; 长短期记忆网络

中图分类号: TH165.3; TH322 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202110003 **文章编号:** 0253-987X(2021)10-0019-11



OSID 码

A Fault Diagnosis Method for Piston Pump Under Variable Speed Conditions Using Parameterized Demodulation

XU Zi¹, CHAO Qun¹, GAO Haohan¹, TAO Jianfeng^{1,2}, LIU Chengliang^{1,2}, MENG Chengwen¹

(1. School of Mechanical and Power Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to solve the problem of low fault diagnosis accuracy of piston pump under variable speed conditions, caused by the difficulty of time-varying signal features extraction and noise suppression, a piston pump cavitation detection method based on parameterized demodulation is proposed. Firstly, a particle swarm optimization algorithm is used to estimate the phase parameters of the key component of the pump outlet time-varying pressure signal, and the signal is demodulated to be stabilized and filtered according to the estimated parameters. Then the filtered signal is recovered to obtain a single signal component. The above steps of parameterized demodulation are iteratively performed to extract all key components and realize signal reconstruction. Finally, the reconstructed signal is sliced to construct the dataset, which is then fed into one dimensional convolutional long short term memory neural network (1DCNN-

收稿日期: 2021-03-27。 作者简介: 徐孜(1997—), 女, 硕士生; 陶建峰(通信作者), 男, 副教授, 博士生导师。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2020YFB2007202); 中国博士后科学基金资助项目(2019M660086); 博士后创新人才支持计划资助项目(BX20200210)。

网络出版时间: 2021-05-28

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210527.0829.002.html>

LSTM) to extract local features and learn long-term time series information, so as to realize the accurate identification of the piston pump cavitation degrees. The fluid simulation signals validate the effectiveness of the parameterized demodulation in extracting signal components. Real signals are used to conduct cavitation fault diagnosis experiments. The results show that, compared with the diagnostic method without the parameterized demodulation, the identification accuracy increases by 6.5%, and achieves to 95.4%, and the proposed model has better generalization performance. In the strong noise environment with SNR of 0 dB, the accuracy rate of diagnosis is maintained above 90%.

Keywords: piston pump; variable speed; fault diagnosis; parameterized demodulation; convolutional neural network; long short-term memory network

柱塞泵作为液压系统的动力源和关键元件,具有功率密度大、效率高、变量调节方便等优点,因此在航空航天、机器人、工程机械等领域得到了广泛应用^[1]。在航空航天领域,电静液作动器(Electro-Hydrostatic Actuator,EHA)取消了集中式液压能源系统,提高了飞机的安全性、可维护性和工作效率,是多电飞行器的关键部件之一^[2]。作为EHA核心元件之一的轴向柱塞泵,需要在10 000 r/min范围内变速工作^[3],高转速下柱塞泵容易出现空化现象,引发气蚀,破坏元件,产生强烈振动,造成泵出口流量降低^[4],导致效率下降、压力波动、设备故障,甚至造成灾难性后果。因此,在变转速工况下,对柱塞泵空化故障进行及时诊断,可以为液压系统的维护带来极大的方便,节省大量的时间和成本,提高液压系统的可靠性与安全性。

常用的故障诊断方法有3类:基于模型的方法、基于知识的方法和数据驱动的方法^[5]。基于模型的方法要求建立较为准确的数学模型,由于柱塞泵结构复杂且内部多物理场耦合,因此很难建立准确的数学模型。基于知识的方法需要大量专家经验知识作为基础,但是泵的动态复杂性使得专家经验知识难以获得。数据驱动的方法由于仅需要历史数据受到越来越多的关注,人工神经网络^[6]、支持向量机^[7]等方法均在泵空化诊断上有成功应用。近年来,深度学习迅速发展,因其强大的自动特征提取能力获得研究者的青睐。Xiao等将小波包分解的特征输入长短期记忆网络(LSTM)^[8],可准确识别柱塞泵的健康水平,相比支持向量机有更高的准确率。Chao等将三通道振动信号转换成RGB图像,输入二维卷积神经网络(CNN)实现柱塞泵空化等级识别^[9],具有良好的抗噪性能。

然而,目前多数柱塞泵故障诊断的研究都基于恒定工况的假设,对变转速条件下柱塞泵的故障特

征缺乏深入了解,限制了在实际中的应用。变转速工况下信号是非平稳的,其统计特征随时间变化,使得常用的信号处理方法如傅里叶变换、带通滤波等技术都不再适用。基于阶次跟踪的方法是公认有效的变转速下信号处理方法,其核心思想是根据转速曲线在角域内对信号进行重采样,将时变信号转换为角域内的周期平稳信号,使得恒定工况下的信号处理、故障诊断技术可以延用。传统的硬件式阶次跟踪通过硬件直接获取角域信号,成本高且有安装空间要求。计算式阶次跟踪通过插值算法进行重采样,简化了硬件设备,在变转速故障诊断上取得了一定的效果^[10],但是存在3个问题:一是仍然依赖转速测量设备,鉴于航空领域对于减小重量、体积的极端要求,额外的硬件安装限制了该方法的应用;二是角域重采样过程中的角加速度恒定假设与插值算法会带来误差,尤其在转速波动大的时候误差无法控制;三是故障信号通常含有多个分量,但阶次跟踪无法分离故障分量^[11]。针对第一个问题,研究者提出无转速计式频率估计方法^[12],基于时频变换提取瞬时频率曲线。Wang等对轴承振动信号进行短时傅里叶变换,使用峰度搜索从时频图中提取频率曲线^[13],再做角域重采样,提取出轴承故障特征。针对第二个问题,Olhede等提出广义解调算法^[14],利用频率曲线构造解调因子,解调变换将信号在时频域内转换成平行与时间轴的直线,无需重采样即可实现时变信号的平稳化。Ma等将自适应线调频模态分解算法与广义解调相结合^[15],增强了算法在变转速滚动轴承故障诊断中的自适应能力和抗噪声能力。针对第三个问题,传统信号分解方法如经验模态分解存在模态混叠等缺陷,研究者提出迭代广义解调算法。Feng等利用迭代广义解调精确估计其振幅包络和瞬时频率^[16],从而构造无交叉项干扰的精细时频分辨率的时频表示,在非平稳条件下行星

齿轮箱故障振动信号分析中取得较好的应用成果。变转速下的故障诊断方法,瞬时频率曲线的准确估计仍是其核心,目前基于时频分析的方法非常依赖于时频变换的精度,且时频变换过程中需计算很大的参数矩阵,导致无法处理数据量大的信号^[17]。因此, Yang 等提出参数化解调方法^[18],基于频谱集中性指标和优化算法实现瞬时频率曲线的准确估计,结合迭代解调变换,实现时变多分量信号的分解。

针对变转速工况下柱塞泵故障诊断问题,本文在前人研究的基础上做出改进,提出一种基于参数化解调结合 1DCNN-LSTM 网络的柱塞泵空化故障程度识别方法,结合了参数化解调的非平稳信号处理能力与深度学习的特征提取能力。该方法利用参数化解调对变转速下泵出口压力信号自适应地提取重点分量并重构,重构信号输入 CNN-LSTM 网络提取局域特征并学习长期时序信息。本文使用 Pumplinx 软件建立计算流体动力学(CFD)仿真模型,进行仿真实验来获取变转速下柱塞泵出口压力信号,仿真实验验证了参数化解调提取信号分量的有效性;采集实测信号进行验证,表明该方法在强噪声环境下仍然能以较高的精度对柱塞泵空化程度进行识别,且该方法有效抑制过拟合,具有良好的泛化性能。

1 诊断方法原理

1.1 参数化解调

变转速工况下设备信号一般是非平稳多分量的,其统计特征随时间变化。参数化解调算法是一种处理时变信号的方法,能够分离提取各信号分量。其方法是通过参数估计构建解调因子,将时变信号转换为频率恒定的平稳信号,在使用带通滤波过滤后反解调获得分离出的信号分量,多次迭代,即可获得多个信号分量。

本文用多项式信号模型来描述非平稳信号,多项式相位信号在旋转机械、雷达探测等领域有广泛应用^[19],其相位是时间的多项式函数,定义为

$$x(t) = \sum_{m=1}^M x_m(t) + \epsilon(t) = \sum_{m=1}^M A_m \exp(j \sum_{k=0}^P a_{m,k} t^k) + \epsilon(t) \quad (1)$$

式中: M 为信号分量个数,可以事先通过时频分析如 STFT 来判断; $x_m(t)$ 为观测到的第 m 个信号分量; $\epsilon(t)$ 为复杂噪声; A_m 为第 m 个分量的振幅; P 为多项式相位的阶数; $a_{m,k}$ ($k=0, \dots, P$) 为第 m 个分

量的相位系数。

使用参数化解调方法,对非平稳多分量信号进行重点分量提取并重构,算法总共分为 4 个步骤,流程如图 1 所示。

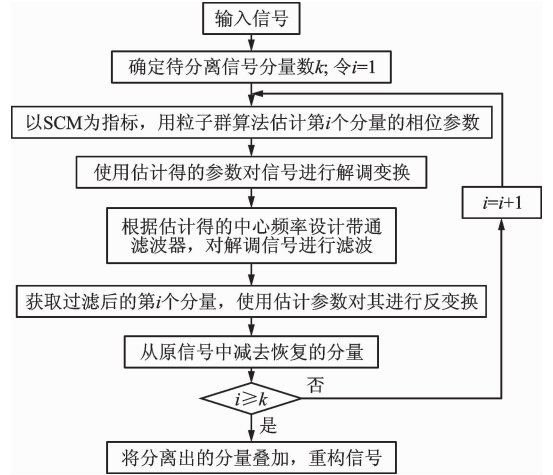


图 1 基于参数化解调的信号分解重构方法流程

Fig. 1 Flow chart of signal decomposition and reconstruction method based on parameterized demodulation

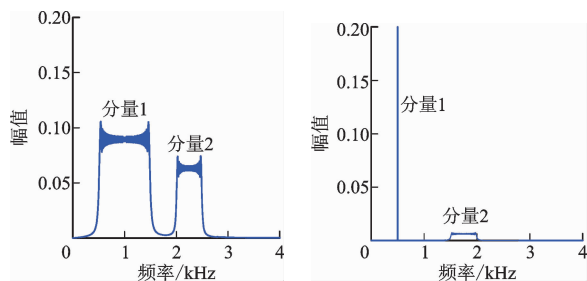
1.1.1 参数估计 估计第 i 个信号分量的二阶以上多项式相位系数 $a_{i,k}$ ($i \in \{1, \dots, M\}, k=2, \dots, P$)。假设估计出的系数为 $\bar{a}_{i,k}$ ($i \in \{1, \dots, M\}, k=2, \dots, P$),按照式(2)的方法,对第 i 个分量进行解调变换

$$x_d(t) = x(t) \exp(-j \sum_{k=2}^P \bar{a}_{i,k} t^k) = A_i \exp(j(a_{i,0} + a_{i,1}t + \sum_{k=2}^P \Delta a_{i,k} t^k)) + (\sum_{m=1, m \neq i}^M x_m(t) + \epsilon(t)) \exp(-j \sum_{k=2}^P \bar{a}_{i,k} t^k) = x_{d,i}(t) + \sum_{m=1, m \neq i}^M x_{d,m}(t) + \epsilon_d(t) \quad (2)$$

式中: $\exp(-j \sum_{k=2}^P \bar{a}_{i,k} t^k)$ 是解调因子; $x_{d,i}(t)$ 是解调后的第 i 个分量; $x_{d,m}(t)$ 是其他分量; $\epsilon_d(t)$ 是噪声。 $\Delta a_{i,k}$ 是第 i 个分量的第 k 个系数真值与估计值之间的误差。该步骤就是解调非平稳分量,使其成为频率恒定(为其初始频率)的平稳信号。同时,使用解调因子对其他分量进行调制。

对解调后的信号 $x_d(t)$ 作傅里叶变换,当分量系数 $\bar{a}_{i,k}$ ($i \in \{1, \dots, M\}, k=2, \dots, P$) 完全估计正确,即第 i 个分量的第 k 个系数真值与估计值之间的误差 $\Delta a_{i,k}=0$ 时,第 i 个分量在频谱图上仅分布在一个频率上,且幅度最大,其他分量分布在一段带宽内,且幅度较小。图 2 以一个二分量非平稳信号

说明该方法的原理,使用分量1的估计参数作为解调因子,对信号进行解调变换,原信号(图2a)的2个分量均分布在较宽的频带上,解调变换后(图2b)分量1仅分布在单一频率上且幅值远大于原信号,分量2仍分布在一段频带内且幅值较小。



(a)原信号 FFT

(b)解调后信号 FFT

图2 解调变换对频谱的影响

Fig. 2 Effect of demodulation transform on frequency domain

因此,构建频谱集中度(SCM)来量化解调后分量的集中程度,作为参数估计的指标,其定义为

$$D_{SCM} = \sum (|Z_d(f)|^q) \quad (3)$$

式中: $Z_d(f)$ 是式(2)中 $x_d(t)$ 的傅里叶变换; q 可以是任何正整数,更大的 q 在一定程度上能够增益目标信号分量、抑制噪声,从而减小优化算法陷入局部最小值的可能性,但是更大的值并不一定会显著改善搜索结果,本文中取 $q=3$ 。

采用粒子群算法对第 i 个分量的相位系数 $\tilde{a}_{i,k}$ ($i \in \{1, \dots, M\}, k=2, \dots, P$)进行寻优,优化目标为 $\tilde{a}_{i,k} (i \in \{1, \dots, M\}, k=2, \dots, P) = \arg \max_a D_{SCM}$ (4)

在处理含有多个分量的信号时,能量高的分量将优先被提取。

1.1.2 解调变换 利用第1步中估计得的第 i 个分量的相位系数,按式(2)对信号进行解调变换。目标分量将被变换为一个平稳分量,集中在某一特定频率上,在时频图上,该分量是一条与时间轴平行的直线。而其他分量会分布在较宽的带宽中,噪声则均匀地分散在所有频段。

1.1.3 对解调信号进行带通滤波 将解调信号频谱峰值所在频率作为滤波器的中心频率

$$F_c = \arg \max_f Z_d(f) \quad (5)$$

滤波后获得的信号为

$$x_b(t) = A_i \exp(j(a_{i,0} + a_{i,1}t + \sum_{k=2}^P \Delta a_{i,k} t^k)) + e(t) \approx A_i \exp(j(a_{i,0} + a_{i,1}t)) + e(t) \quad (6)$$

式中: $e(t)$ 为噪声和小部分不需要的分量,其能量相

比目标分量很低;由于分量的系数被正确地估计了, $\Delta a_{i,k}$ 非常接近0。

1.1.4 恢复过滤后的分量 使用估计的系数来恢复过滤后的分量

$$\tilde{x}_i(t) = x_b(t) \exp(-j \sum_{k=2}^P \tilde{a}_{i,k} t^k) \quad (7)$$

式中: $\tilde{x}_i(t)$ 是恢复后的第 i 个分量。

从原信号中去除该分量得到信号残差,按下式计算

$$x(t) = x(t) - \tilde{x}_i(t) \quad (8)$$

迭代地执行上述4个步骤,直到获得所有目标分量。

1.2 1DCNN-LSTM 网络

采用深度学习中较为常用的1D-CNN和LSTM网络来搭建分类器。1D-CNN网络能有效地从连续数据中提取特征,被广泛应用于早期诊断、异常检测等领域^[20]。LSTM网络同样是处理时间序列的强大工具,能够学习长期依赖关系。

故障诊断模型结构如图3所示。原始数据经参数化解调处理后输入到1DCNN-LSTM网络中,该网络主要包括卷积层、池化层、LSTM层、全连接层和输出层。

卷积层利用权值共享的卷积核对数据的局部区域进行卷积运算,实现对输入信号的局部特征提取,卷积器的运算公式为

$$y_{l+1,k} = g(b_{l,k} + \mathbf{W}_{l,k} * \mathbf{X}_l) \quad (9)$$

式中: $y_{l+1,k}$ 为第 $l+1$ 层第 k 个卷积核卷积后的输出; g 为激活函数,此处采用线性整流函数(ReLU),增强网络的非线性表达能力; $\mathbf{W}_{l,k}$ 为第 l 层第 k 个卷积核的权重矩阵, $b_{l,k}$ 为其偏置项; $\mathbf{X}_l$ 为第 l 层的输入; $*$ 为卷积运算。

池化层又称下采样层,可以减少数据处理量同时保留充足的有效信息,抑制模型过拟合。本模型采用最大池化方法,将池化区域内的最大值作为池化后对应神经元的值

$$p_{l+1,k}(m) = \max_{i \in [(m-1)L, mL]} \{y_{l,k}(i)\} \quad (10)$$

式中: $p_{l+1,k}(m)$ 为池化后第 $l+1$ 层第 k 个特征图第 m 个神经元的值; $y_{l,k}(i)$ 为第 l 层第 k 个特征图第 i 个神经元的值, $i \in [(m-1)L, mL]$, L 为池化核尺寸。

LSTM是一种特殊的循环神经网络(RNN),能够学习长期依赖关系,又解决了传统RNN在面对大数据量时的梯度消失或梯度爆炸的问题^[21]。图4是单个LSTM单元的结构,主要由遗忘门、输入门、

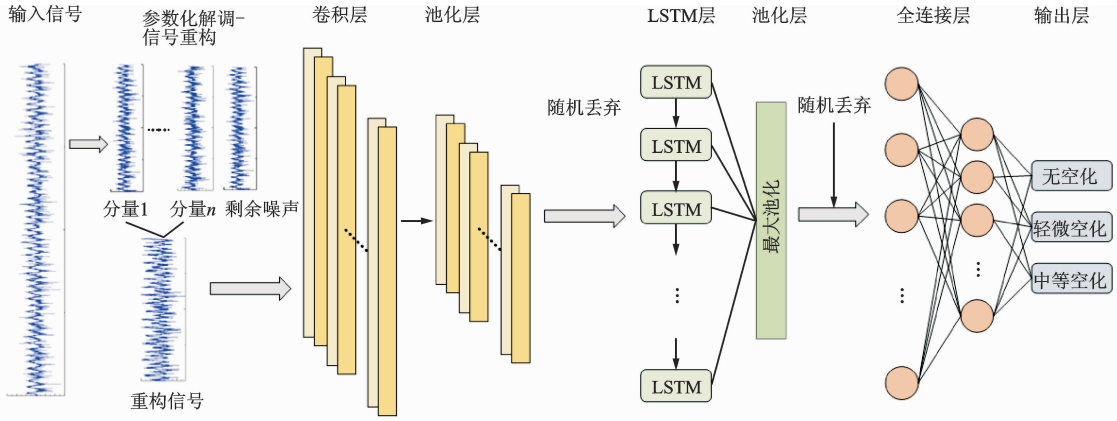


图 3 故障诊断模型结构

Fig. 3 Structure of the fault diagnosis model

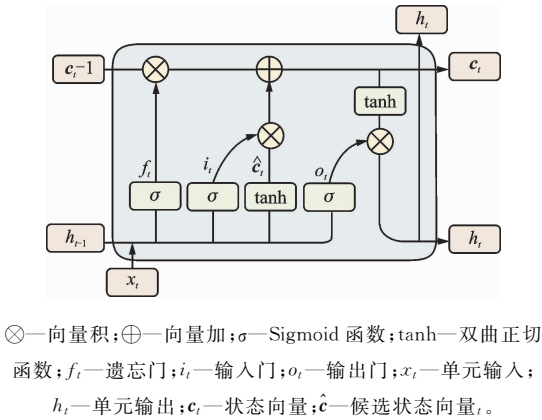


图 4 LSTM 单元内部结构

Fig. 4 Internal structure of LSTM unit

输出门组成,遗忘门决定是否保留前一单元的状态,输入门根据前一时刻状态和此刻输入来更新该单元的状态,输出门控制单元的输出。

LSTM 单元的更新如公式(11)所示

$$\left. \begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ o_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ \hat{c}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ c_t &= f_t c_{t-1} + i_t \hat{c}_t \\ h_t &= o_t \tanh(c_t) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: W_f 、 W_i 、 W_o 分别为遗忘门、输入门、输出门的权重矩阵; b_f 、 b_i 、 b_o 分别为遗忘门、输入门、输出门的偏置项。

全连接层与输出层位于模型的最后,将学习到的特征映射到样本标签空间,输出分类结果。

为提高诊断模型泛化能力,引入随机丢弃机制,在池化层之后插入 dropout 层,dropout 层随机将一

部分神经元激活值置 0,减少过拟合现象。

训练模型时,优化器采用 Adam^[22] 来更新网络参数;损失函数采用稀疏多分类交叉熵,衡量真实标签与模型预测标签的相似性,其计算公式为

$$L_{\text{loss}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K y_{i,k} \log(\hat{y}_{i,k}) \quad (12)$$

式中: N 为样本数; K 为类别数; $y_{i,k}$ 为 one-hot 格式的样本标签,取值为 0 或 1; $\hat{y}_{i,k}$ 为预测分类概率,取值在 0~1 之间。

2 故障诊断流程

2.1 数据预处理

(1)使用参数化解调处理信号,按 1.1 节中的方法,提取泵出口压力信号中能量高的前 3 个分量并重构成一维压力信号。

(2)采用滑动窗口的形式对信号进行切片,要求切片后一个片段数据中至少包含一个转动周期的信息。单个片段中含数据点 1 024 个,相邻片段重合点数 512 个。对每个样本数据进行标准化,公式如下

$$\mathbf{X}_{\text{norm}} = \frac{\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}}{\mathbf{X}_{\text{std}}} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为原样本; $\bar{\mathbf{X}}$ 为样本均值; $\mathbf{X}_{\text{std}}$ 为样本标准差; $\mathbf{X}_{\text{norm}}$ 为标准化后的样本。

(3)将数据集按照 80% 和 20% 的比例划分为测试集与训练集。

2.2 1DCNN-LSTM 模型建立

按照图 3 的结构建立深度学习模型,通过一维卷积层提取数据局部特征,再输入 LSTM 层学习长期时序信息,添加池化层与 dropout 层抑制过拟合提高泛化能力。表 1 给出了深度学习模型主要网络层的特征及参数。

表 1 深度学习模型主要网络特征及参数

Table 1 The main network layer’s characteristics and parameters of the deep learning model

网络层类型	网络层特征	输出维度
卷积层	32 个尺寸为 3 的卷积核,步长为 1	(998,32)
池化层	最大池化法,池化核尺寸为 2	(499,32)
Dropout	丢弃比例 0.25	(499,32)
LSTM	32 个单元	(499,32)
池化层	最大池化法,池化核尺寸为 3	(166,32)
Dropout	丢弃比例 0.25	(166,32)
全连接层	第一层 5312 节点,第二层 128 节点	128
输出层	输出为 3 个不同类别	3

3 仿真验证

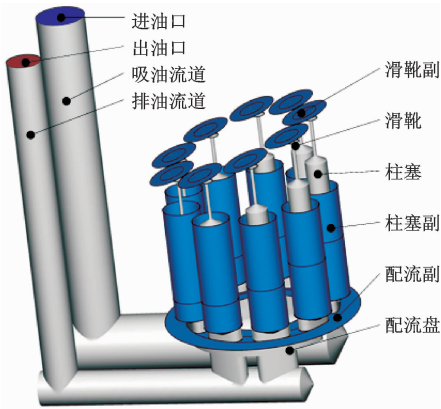
为了检验参数化解调能否有效处理多分量时变信号以应用于泵空化诊断,本节建立 CFD 仿真模型,通过仿真获取变转速工况下柱塞泵发生空化时出口动态压力信号进行验证,也为后续空化模拟实验提供参照。采用 Pumplinx 仿真软件对柱塞泵进行 CFD 仿真,仿真流程如下。

(1)使用三维建模软件 CREO 提取被测泵的流体域模型导入 Pumplinx,如图 5a 所示,通过添加油膜来模拟柱塞泵中配流副、柱塞副、滑靴副的间隙,其中配流副和滑靴副油膜为 5 μm,柱塞副油膜为 10 μm。

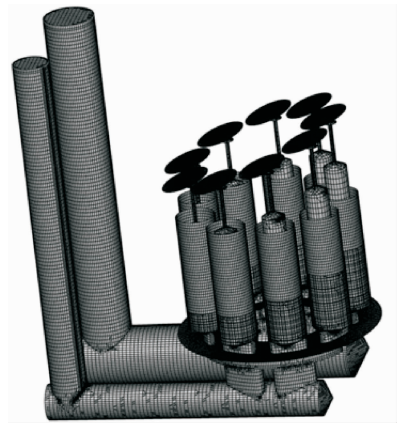
(2)对模型进行网格划分,生成的网格模型中包含 292 707 个网格单元,如图 5b 所示。

(3)添加空化模型。仿真中采用的空化模型在 Singhal^[23]提出的全空化模型进行了扩展,添加基于道尔顿-亨利定律的平衡溶解气体模型^[24],该模型能够较好地模拟轴向柱塞泵流体特性^[25]。

(4)设置仿真参数。表 2 列出了仿真模型参数,



(a)流体域



(b)网格划分

图 5 CFD 模型流体域与网格

Fig. 5 Fluid domain and generated mesh for the CFD model

压力为绝对压力,转速在 6 000~10 000 r/min 的范围内变化。

表 2 仿真模型参数

Table 2 Parameters for the simulation model

参数	数值
入口压力/MPa	0.2
出口压力/MPa	5.1
壳体压力/MPa	0.4
工作温度/K	313.15
转速/(r·min ⁻¹)	6 000~10 000
气体质量分数	0.000 09
油液密度/(kg·m ⁻³)	833
油液动力黏度/(Pa·s)	11.6
饱和蒸汽压/MPa	0.000 4
空气分离压/MPa	0.03
油液体积量/MPa	1 000

由于柱塞泵的实际工作环境常常比较复杂,工作条件恶劣,泵的信号难以避免被环境噪声所污染。针对此种情况,将高斯白噪声叠加在原始信号上,构造噪声信号,信噪比(SNR,用符号 R_{SN} 表示)为 0 dB。信噪比表征信号的污染程度,信噪比越低,污染越严重,其计算公式为

$$R_{SN} = 10\lg\left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}}\right) \tag{14}$$

式中: P_{signal} 和 P_{noise} 分别为信号功率及噪声功率。

对加噪声信号按 1.1 节中的流程进行参数化解调处理,提取能量最高的 3 个分量并重构。图 6a~6c 展示了原信号、加噪信号与重构信号的时域波形图,可见处理后的重构信号比加噪信号更平滑,与原信号具有更高的相似性。图 6d~6f 展示了原信号、

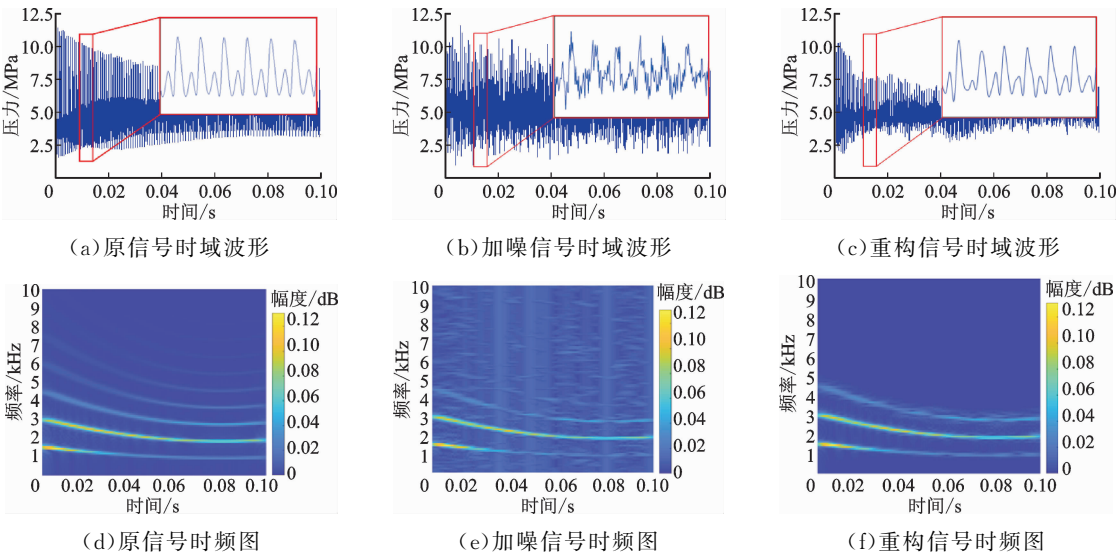


图 6 参数化解调处理前后的压力信号

Fig. 6 Pressure signals before and after parameterized demodulation

加噪信号与重构信号的 STFT 时频图,原信号中能量较高(颜色较浅)的 3 个非平稳分量均被提取到重构信号中,且加噪信号中遍布所有频带的噪声均在处理后被去除,有效分量十分清晰。

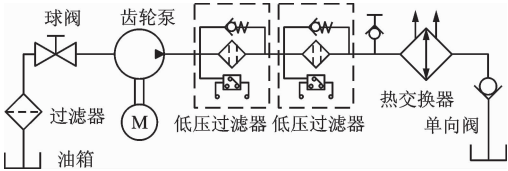
仿真结果表明,在噪声环境下,参数化解调方法能够成功地提取出非平稳信号的分量,对噪声有显著的抑制效果。

4 实验验证

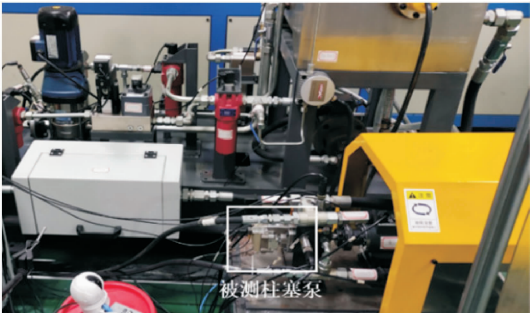
4.1 实验方案与数据采集

为了监测轴向柱塞泵在变转速工况下的空化情况,搭建了柱塞泵故障模拟试验台,系统由主工作回路(图 7a)与冷却过滤回路(图 7b)组成,通过油箱连接,实物图如图 7c 所示。主工作回路中,通过离心泵增压,结合压力传感器调节被测柱塞泵进口压力,电机通过联轴器带动被测泵在不同的转速下运行;电磁比例溢流阀调节出口压力,模拟负载。冷却过滤回路中热交换器将油温稳定在 40℃左右,以减少油温波动对柱塞泵工作状态的影响。

实验台安装了 9 个主要的传感器:压力传感器



(b)冷却过滤回路原理图



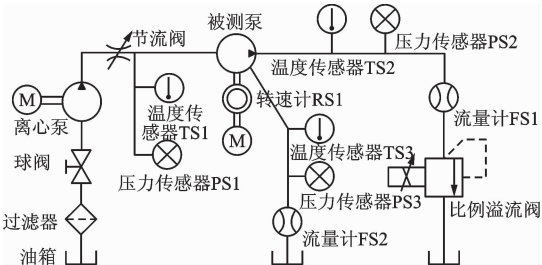
(c)试验台实物图

图 7 柱塞泵故障试验台实物图

Fig. 7 Test rig for piston pump fault testing

PS1-PS3 测量泵入口、出口、回油压力,采样率为 102 400 Hz;流量计 FS1-FS2 测量泵出口、回油口流量,采样率为 20 Hz;转速计 RS1 测量被测泵的转速,采样率为 102 400 Hz;温度传感器 TS1-TS3 测量泵入口、出口、回油口的油液温度,采样率为 20 Hz。本文主要使用出口压力信号对柱塞泵空化故障进行诊断,由压力传感器 PS2 采集。

系统运行时,传感器连接到 NI 数据采集卡,通过以太网传输至计算机上存储并进行进一步分析。使用测控软件 Labview 定义被测泵入口压力、出口



(a)工作回路原理图

负载、转速来配置不同的工况,并通过 PLC 执行。实验工况设定泵出口压力为表压 5 MPa,入口压力为表压 0.1~0.3 MPa。入口压力和油液溶解气体体积分数是影响空化的主要参数^[25],实验中维持油液温度稳定,减少其对溶解气体体积分数的影响,通过调节泵入口压力来模拟空化故障的发生;柱塞泵在 3 000~10 000 r/min 的范围内运行,转速变化如图 8 所示,变速段为有效数据。

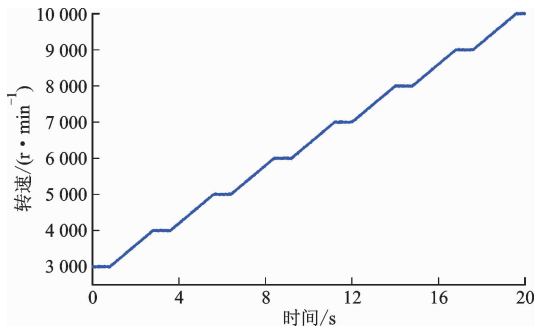


图 8 柱塞泵转速曲线

Fig. 8 Speed curve of piston pump

实验中,由于泵壳体不透明,无法通过观察泵内部气泡来判断空化发生情况。考虑到空化会引起泵出口体积流量下降,且流量下降程度与空化严重程度正相关^[26],本文使用容积效率损失 $\Delta\eta$ 来间接表征柱塞泵的空化程度,容积效率损失越大,空化程度越高。容积效率损失的计算公式如下

$$\Delta\eta = 1 - \frac{q_o + q_r}{Q} = 1 - \frac{q_o + q_r}{nV} \quad (15)$$

式中: q_o 为泵出口流量; q_r 为泵回油流量; Q 为泵理论吸油流量; n 为转速; V 为泵的排量。由于流量计采样率较低,要求出口、回油流量 q_o 、 q_r 实现同步采样,非采样点处的 $\Delta\eta$ 通过相邻采样点的 $\Delta\eta$ 来估计范围,若相邻采样点的 $\Delta\eta$ 相差过大,则该段数据舍弃不用。

如表 3 所示,按容积效率损失分为 3 个空化等级
表 3 不同工况下的柱塞泵空化等级划分

Table 3 Cavitation degrees of piston pump under different working conditions

空化等级	容积效率损失范围/%	入口压力/ MPa	转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)
无空化	0~1.5	0.1	3 000~5 000
		0.2	3 000~9 000
		0.3	3 000~10 000
轻微空化	2~3	0.1	6 000~8 000
中等空化	7~8	0.1	9 000~10 000

级^[26]:无空化 0%~1.5%,轻微空化 2%~3%,中等空化 7%~8%。在实验中,进一步降低入口压力时,泵将发生严重空化,会对被测泵造成不可逆的破坏,在实际应用中,希望能在空化程度较轻的时候就能分辨出来,以便及时采取措施抑制空化发生。

按第 2 节的流程处理数据、搭建诊断模型并进行诊断。数据集按照 80%训练集、20%测试集的比例随机划分,划分情况如表 4 所示。

表 4 训练集与测试集在不同空化等级下的样本数量

Table 4 Sample sizes of training set and testing set under different cavitation degrees

数据集	样本数量		
	无空化	轻微空化	中等空化
训练集	288	288	288
测试集	72	72	72

4.2 实验结果分析

4.2.1 参数化解调前处理的影响 一组原始信号经过了参数化解调前处理,另一组信号未经解调重构,分别将两组数据作为输入,用结构、参数完全相同的模型进行训练。图 9 给出了 2 种方法在测试集上的分类结果混淆矩阵,每列为各空化等级的预测样本占总样本之比,每行为各空化等级的真实样本占总样本之比,对角的数值越接近 1,说明分类准确度越高。从图 9 看出,采用参数化解调方法能够很好地区分 3 种不同空化等级,而不采用该方法在无空化和轻微空化的分类上表现不佳,有较明显的误分类。为了进一步评价该方法的分类效果,采用准确率 A 、精确度 P 、回收率 R 及 F_1 值这 4 个指标,其计算公式分别为

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_P + T_N + F_N} \quad (16)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (17)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (18)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (19)$$

式中: T_P 、 F_P 、 F_N 、 T_N 是测试集中不同样本的数量, T_P 是真正例, F_P 是假正例, F_N 是假负例, T_N 是真负例。准确率 A 是预测正确的样本占总样本的比例;精确度 P 是衡量实际正例占预测正例的比例;回收率 R 指实际正例被预测为正的比率; F_1 是精确度与回收率的调和平均,综合评价诊断模型的性能。

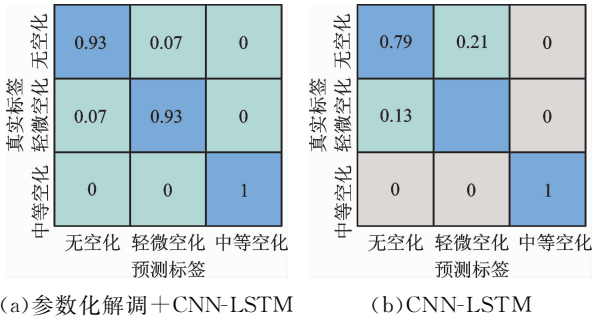


图 9 使用两种方法的诊断结果混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrixes of diagnosis results using two methods

表 5 两种方法的诊断性能对比

Table 5 A comparison between the diagnostic performances of two methods

诊断方法	准确率		精确度		回收率		F ₁	
	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集	训练集	测试集
参数化解调+CNN-LSTM	0.968 8	0.953 7	0.988 8	0.930 6	0.916 7	0.930 6	0.951 4	0.930 6
CNN-LSTM	0.973 4	0.888 9	0.978 3	0.863 6	0.941 0	0.791 7	0.959 3	0.826 1

4.2.2 在噪声数据集上的影响 在实际应用中,柱塞泵工作环境恶劣,信号不可避免会被噪声污染。为了评估诊断模型在噪声环境下的变转速工况空化等级识别能力,构造一组含噪声的信号,作为模型测试集。构造方法是将不同信噪比的高斯白噪声叠加到原始压力信号上,信噪比范围是 0~10 dB。实验方法是,按照上一节的方法对原始压力信号进行参数化解调预处理后训练深度学习模型,然后对含噪声信号同样进行参数化解调预处理后进行测试。图 10 展示了是否进行参数化解调对噪声环境下分类能力影响的对比。在中等空化程度下,两种方法的诊断能力都很高,参数化解调处理对于噪声环境下的诊断能力没有明显的提高;在无空化与轻微空化条件下,不经参数化解调处理,随着噪声增强,诊断准确率显著下降,在 4 dB 环境下无空化识别准确率为 67.6%,轻微空化识别准确率仅为 43.4%,无法满足诊断需求,而参数化解调方法在噪声环境下有较强的鲁棒性,0 dB 的强噪声下准确率维持在 90% 以上,说明该方法能在空化初生时就实现有效识别,

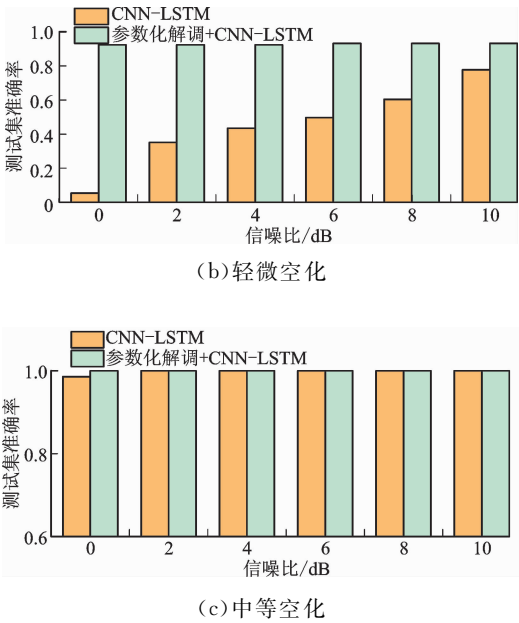
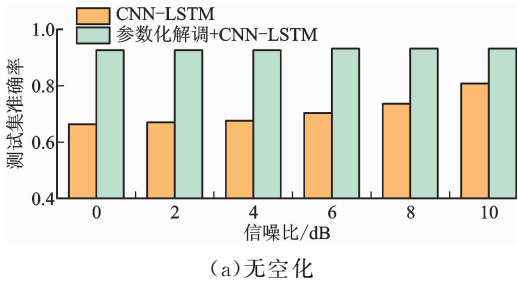


图 10 两种方法在噪声数据集上的诊断性能对比

Fig. 10 A comparison between the diagnostic performances of two methods on noise dataset

便于及时采取措施抑制空化。

5 结 论

针对变转速工况下轴向柱塞泵故障诊断问题,本文提出一种基于参数化解调和深度学习的诊断方法。柱塞泵出口动态压力信号经过参数化解调处理,提取重点分量并重构,输入到 CNN-LSTM 网络训练,用于空化故障等级的识别。此外,将不同信噪

比的高斯白噪声叠加在原始压力信号上构造噪声信号,经由参数化解调处理后作为测试集对训练好的 CNN-LSTM 模型进行评估。实验结果表明,本文方法能够自动提取信号的重点分量,准确地对柱塞泵空化严重等级进行判断,准确率达到 95.4%,相比未经参数化解调的方法,本文方法能抑制过拟合,提高泛化能力,将分类准确率提高了 6.5%。在噪声环境下,本文方法具有较强的鲁棒性,0 dB 的强噪声下准确率能维持在 90%以上,而不采用参数化解调的方法,其准确率随噪声增强显著下降。

参考文献:

- [1] 李琳, 陶建峰, 黄亦翔, 等. 基于 BP 神经网络的液压缸内泄漏诊断 [J]. 液压与气动, 2017(7): 11-15.
LI Lin, TAO Jianfeng, HUANG Yixiang, et al. Internal leakage detection of hydraulic cylinder based on BP neural network [J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2017(7): 11-15.
- [2] 习仁国, 刘卫国, 陈焕明. 电静液作动器的建模仿真与试验研究 [J]. 机床与液压, 2013, 41(19): 40-44.
XI Renguo, LIU Weiguo, CHEN Huanming. Modeling simulation and experimental research on electro-hydrostatic actuator(EHA) [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2013, 41(19): 40-44.
- [3] 潮群. EHA 轴向柱塞泵高速化若干关键技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 24-25.
- [4] 王海燕. 轴向柱塞泵气蚀机理及仿真研究 [D]. 太原: 中北大学, 2014: 2-15.
- [5] DAI Juying, TANG Jian, HUANG Shuzhan, et al. Signal-based intelligent hydraulic fault diagnosis methods: Review and prospects [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019, 32(1): 1-22.
- [6] SIANO D, PANZA M A. Diagnostic method by using vibration analysis for pump fault detection [J]. Energy Procedia, 2018, 148: 10-17.
- [7] PANDA A K, RAPUR J 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.
- [8] XIAO D Y, HUANG Y X, WANG H R, et al. Health assessment for piston pump using LSTM neural network [C]// 2018 International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 131-137.
- [9] CHAO Qun, TAO Jianfeng, WEI Xiaoliang, et al. Identification of cavitation intensity for high-speed aviation hydraulic pumps using 2D convolutional neural networks with an input of {RGB}-based vibration data [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(10): 105102.
- [10] GUO Yu, LIU Tingwei, NA Jing, et al. Envelope order tracking for fault detection in rolling element bearings [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(25): 5644-5654.
- [11] ZHAO Dezun, LI Jianyong, CHENG Weidong, et al. Compound faults detection of rolling element bearing based on the generalized demodulation algorithm under time-varying rotational speed [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 378: 109-123.
- [12] LU Siliang, YAN Ruqiang, LIU Yongbin, et al. Tacholess speed estimation in order tracking: A review with application to rotating machine fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(7): 2315-2332.
- [13] WANG Tianyang, LIANG Ming, LI Jianyong, et al. Rolling element bearing fault diagnosis via fault characteristic order (FCO) analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 45(1): 139-153.
- [14] OLHEDE S, WALDEN A T. A generalized demodulation approach to time-frequency projections for multi-component signals [EB/OL]. (2005-06-10)[2021-03-20]. <https://core.ac.uk/download/pdf/295591.pdf>.
- [15] MA Zengqiang, LU Feiyu, LIU Suyan, et al. An adaptive generalized demodulation method for multimedia spectrum analysis is applied in rolling bearing fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2020, 8: 20687-20699.
- [16] FENG Zhipeng, CHEN Xiaowang, LIANG Ming, et al. Time-frequency demodulation analysis based on iterative generalized demodulation for fault diagnosis of planetary gearbox under nonstationary conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62/63: 54-74.
- [17] 王晓华, 彭程, 梁静. STFT 时频分析算法研究及其在列车振动分析中的应用 [J]. 噪声与振动控制, 2011, 31(1): 65-68.
WANG Xiaohua, PENG Cheng, LIANG Jing. Research of STFT time-frequency analysis algorithm and its application in train vibration analysis [J]. Noise and Vibration Control, 2011, 31(1): 65-68.
- [18] YANG Yang, DONG Xingjian, PENG Zhike, et al. Component extraction for non-stationary multi-component signal using parameterized de-chirping and band-pass filter [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1373-1377.

- [19] 杨扬. 参数化时频分析理论、方法及其在工程信号分析中的应用 [D]. 上海: 上海交通大学, 2013: 43.
- [20] KIRANYAZ S, AVCI O, ABDELJABER O, et al. 1D convolutional neural networks and applications: A survey [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 151: 107398.
- [21] CHEN Xiaohan, ZHANG Beike, GAO Dong. Bearing fault diagnosis base on multi-scale CNN and LSTM model [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, 32(4): 971-987.
- [22] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. (2014-12-22) [2021-03-20]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [23] SINGHAL A K, ATHAVALA M M, LI Huiying, et al. Mathematical basis and validation of the full cavitation model [J]. *Journal of Fluids Engineering*, 2002, 124(3): 617-624.
- [24] Parametric Technology Corporation. Creo parametric 7 online help [EB/OL]. (2020-05-11) [2021-03-20]. https://support.ptc.com/help/creo/creo_pma/r7.0/us-ascii/#page/simulate/cfd/Cavitation/CavitationModels.html.
- [25] KUNKIS M, WEBER J. Experimental and numerical assessment of an axial piston pump's speed limit [C] // BATH/ASME 2016 Symposium on Fluid Power and Motion Control. Norcross, GA, USA: American Society of Mechanical Engineers, 2016: 201650031123-43.
- [26] CHAO Qun, TAO Jianfeng, WEI Xiaoliang, et al. Cavitation intensity recognition for high-speed axial piston pumps using 1-D convolutional neural networks with multi-channel inputs of vibration signals [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2020, 59(6): 4463-4473.

(编辑 刘杨)