

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.05.009

# 基于 CBLRE 模型的轴向柱塞泵空化 状态检测研究\*

李志杰<sup>1</sup>, 兰媛<sup>1,2\*</sup>, 黄家海<sup>1,2</sup>, 牛荫楷<sup>1,2</sup>, 袁科研<sup>1</sup>, 范佳祺<sup>1</sup>, 武兵<sup>1,2</sup>

(1. 太原理工大学 机械与运载工程学院, 山西 太原 030024;

2. 太原理工大学 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 山西 太原 030024)

**摘要:**空化现象的产生严重制约了轴向柱塞泵向高速高压方向发展,需要对柱塞泵的空化状态检测与智能故障诊断展开研究,因此,结合深度学习网络与非线性分类器的优点,提出了一种基于 CBLRE(CNN + BiLSTM + RELM)模型的柱塞泵空化状态识别方法(检测模型)。首先,对不同空化状态下柱塞泵的一维原始振动信号进行了数据增强,并对其进行了标准化处理;然后,利用卷积神经网络(CNN)自动提取信号的特征,并对其进行了特征降维处理;利用双向长短期记忆(Bi-LSTM)网络学习特征序列的时间依赖性,利用正则化极限学习机(RELM)的非线性分类器对特征进行了分类,实现了对柱塞泵的空化状态检测与智能故障诊断;最后,为测试 CBLRE 模型的性能,搭建了实验平台,在此之上将 CBLRE 模型与其他模型进行了对比,分析了该模型在不同工况下的性能表现。研究表明:该模型的结构稳定、训练时间短,且在不同负载下均可保持良好的泛化性能,空化状态识别率均达到 99% 以上,该结果验证了柱塞泵空化状态识别方法的有效性;此外,该模型还可有效识别空化现象与柱塞泵的其他故障。

**关键词:**容积泵;轴向柱塞泵;空化现象;卷积神经网络;双向长短期记忆网络;正则化极限学习机;深度学习网络;非线性分类器

**中图分类号:**TH322;TP391.4

**文献标识码:**A

**文章编号:**1001-4551(2022)05-0634-07

## Cavitation state detection of axial piston pump based on CBLRE model

LI Zhi-jie<sup>1</sup>, LAN Yuan<sup>1,2</sup>, HUANG Jia-hai<sup>1,2</sup>, NIU Lin-kai<sup>1,2</sup>,  
YUAN Ke-yan<sup>1</sup>, FAN Jia-qi<sup>1</sup>, WU Bing<sup>1,2</sup>

(1. School of Mechanical and Transportation Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Key Laboratory of New Sensors and Intelligent Control of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** Cavitation phenomenon seriously restricted the development of axial piston pump to the direction of high speed and high pressure. It was necessary to study the cavitation state detection and intelligent fault diagnosis of piston pump. Therefore, combining the advantages of deep learning network and nonlinear classifier, a cavitation state recognition method (detection model) of plunger pump based on CBLRE (CNN + BiLSTM + RELM) model was proposed. Firstly, the one-dimensional original vibration signals under different cavitation states of the piston pump were enhanced and standardized. Then, the convolutional neural networks(CNN) network was used to automatically extract the features from shallow to abstract signals and carry out feature dimension reduction. Bi-directional long short-term memory (Bi-LSTM) network was used to learn the time dependence of feature sequences. Regularized extreme learning machine (RELM) nonlinear classifier was used to classify, and the cavitation state detection and intelligent fault diagnosis of piston pump were realized. Finally, in order to test the performance of CBLRE model, an experimental platform was built. The CBLRE model was compared with other models, and its performance under different working conditions was also compared. The experimental results show that the model proposed has stable structure, short training time, and good generalization performance under different loads. The recognition rate of cavitation state can reach more than 99%. The results verify the effectiveness of the cavitation state identification method of piston pump. In addition, cavitation phenomenon and other faults of piston pump can be identified effectively.

**Key words:** positive displacement pump; axial piston pump; cavitation phenomenon; convolutional neural networks (CNN); bi-directional long short-term memory (Bi-LSTM) network; regularized extreme learning machine (RELM); deep learning network; nonlinear classifier

收稿日期:2021-11-24

基金项目:山西省应用基础研究计划面上项目(201901D111054);山西省科技重大专项资助项目(20181102027)

作者简介:李志杰(1997-),男,山西晋中人,硕士研究生,主要从事轴向柱塞泵故障诊断方面的研究。E-mail:tyut\_lizhijie@163.com

通信联系人:兰媛,女,副教授。E-mail:lanyuan@tyut.edu.cn

## 0 引言

因结构紧凑、功率密度高且寿命长,目前,轴向柱塞泵在各种机械设备中得到了广泛应用。然而,空化现象的产生制约了柱塞泵向高速高压方向的进一步发展<sup>[1]</sup>。

在标准大气压下,液压油中会不可避免地含有一部分空气,当压力降低到空气分离压时,空气会从液体中析出,并聚集成气泡游离于流体中。压力越低,析出的空气越多,形成的气泡直径越大,甚至形成空泡团<sup>[2]</sup>,这些空泡会在泵内高压区发生溃灭,从而产生局部高温,同时也会对泵体产生冲击。轻微的空化会导致柱塞泵振动的加剧,并导致其内部的局部区域发生空蚀破坏,最终降低其机械性能<sup>[3]</sup>;当空化严重到一定程度时,甚至会引发安全事故。

所以,对柱塞泵的空化状态进行有效检测可以提高整个液压系统的性能,其意义重大。

为有效识别空化状态,国内外相关研究人员已经开展了大量研究。

(1)国内方面。在严重空化、侧板磨损和齿轮磨损3种运行状态下,姚春江等人<sup>[4]</sup>研究了齿轮泵各频段小波包能量熵的变化规律。采用频谱分析的方法,骆斌等人<sup>[5]</sup>研究了离心泵正常和汽蚀运行状态的外特性,结果表明,空化现象会引发泵体的共振,扩大其共振的频率范围,且其振动幅值会随着空化程度的加剧而增大。贺国等人<sup>[6]</sup>提出了一种基于改进倍频带特征的空化状态识别方法,并采用BP神经网络,对4种不同程度扬程下降的泵体的空化状态进行了识别。段向阳等人<sup>[7]</sup>采用水听器,采集了离心泵发生空化时的高频辐射噪声信号,通过对高频辐射噪声信号进行分析,得到了典型的空化声压变化规律。曹玉良等人<sup>[8]</sup>搭建了一种栈式自编码网络(SAE),并对离心泵的不同空化状态进行了实验识别,实验结果表明,该方法对弱空化状态有较好的识别效果。陈保家等人<sup>[9]</sup>采用CNN-LSTM混合神经网络,对滚动轴承进行了智能故障诊断,直接从滚动轴承的原始振动信号中自适应地提取出了故障特征信息。孙娜等人<sup>[10]</sup>采用正则化超限学习机(RELM),对金沙江控制站的日径流进行了预测。

(2)国外方面。AL-OBAIDI A R<sup>[11]</sup>利用振动信号的均值和均方根值,对离心泵内汽蚀的产生和发展进行了预测。NASIRI M R等人<sup>[12]</sup>从离心泵不同空化程度的振动信号中提取到了多种统计特征,并将其作为多隐层神经网络的输入,为离心泵的状态监测提供了

一种智能化方法。TIWARI R和BORDOLOI D J等人<sup>[13]</sup>将离心泵压力信号的几种时域统计特征进行组合,然后将其作为卷积神经网络的输入进行了训练,成功识别了不同转速下离心泵堵塞和空化的严重程度。

虽然上述研究都在空化状态的识别方面取得了显著成果,但其研究对象大部分为水力机械,其设备的传输介质主要是水,且水泵与液压泵在结构和工作原理上也有较大差异。

所以,在柱塞泵空化现象的研究方面,结合深度学习网络与非线性分类器的优点,笔者提出一种基于CBLRE(CNN+BiLSTM+RELM)模型的柱塞泵空化状态识别方法(检测模型),即利用卷积神经网络(CNN)提取信号特征,利用双向长短期记忆(Bi-LSTM)网络学习特征序列的时间依赖性,利用正则化极限学习机(RELM)的非线性分类器进行分类。

该模型结合深度学习网络与非线性分类器的优点,直接利用一维原始振动信号,对柱塞泵空化现象进行状态识别。

## 1 CBLRE 模型理论

### 1.1 CNN 提取特征的基本原理

CBLRE模型的特征提取由卷积神经网络(CNN)层来完成。CBLRE模型通过多层次的非线性映射关系,学习柱塞泵振动信号的深层特征。

CNN最重要的部分为卷积池化层,其相邻层之间采用局部连接和权值共享的方式进行运算,自动提取输入信号的局部特征。

通过卷积运算可以得到具有旋转和平移不变性的分类特征,其计算过程如下:

$$y_i^{k+1}(j) = \omega_i^k * x^k(j) + b_i^k \quad (1)$$

式中: $\omega_i^k, b_i^k$ —第 $k$ 层中第 $i$ 个卷积核的权重矩阵和偏置; $x^k(j)$ —第 $k$ 层中第 $j$ 个局部区域;卷积运算符 $*$ —卷积核与输入信号局部区域的点积; $y_i^{k+1}(j)$ —第 $k+1$ 层中第 $j$ 个区域的第 $i$ 个卷积核的输出。

卷积运算后,为加速模型的收敛,并防止其过拟合,CNN通常采用ReLU函数作为激活函数,以获得其非线性特征。同时,为了减少特征维数和网络参数,通常会在卷积层之后增加池化层,以此来进行下采样。

常用的池化方式有两类,即平均池化和最大池化。笔者采用最大池化的方式来计算特征矩阵的局部极值,缩减数据维度。

其计算过程如下:

$$p_i^{k+1}(j) = \max_{(j-1)N+1 \leq x \leq jN} \{q_i^k(x)\} \quad (2)$$

式中： $q_i^k(x)$ —第  $k$  层第  $i$  个特征矩阵中第  $x$  个神经元的值； $p_i^{k+1}(j)$ —池化后第  $k+1$  层中神经元的对应值。

其中： $x \in [(j-1)N+1, jN]$ ， $N$ —池化区域的宽度。

### 1.2 BiLSTM 层的基本原理

由于 CBLRE 模型仅仅是利用 CNN 网络来提取振动信号的局部特征，而不是其最终表示，还需要利用 RNN 网络来学习特征序列的时间依赖性<sup>[14]</sup>。

双向长短时记忆 (BiLSTM) 网络弥补了 LSTM 网络只能学习到前向历史信息的缺陷。它可以综合利用时间序列的两向历史信息，因此，有效提高了 LSTM 网络的学习能力<sup>[15]</sup>。

双向长短时记忆网络是由连接着同一个输出层的前向 LSTM 层和后向 LSTM 层构成，其输出为前后双向 LSTM 层输出之和<sup>[16]</sup>。

双向 LSTM 层的结构和计算方法均相同，但双向 LSTM 层中神经元的权值不能共享<sup>[17,18]</sup>。

双向长短时记忆网络的具体结构如图 1 所示。

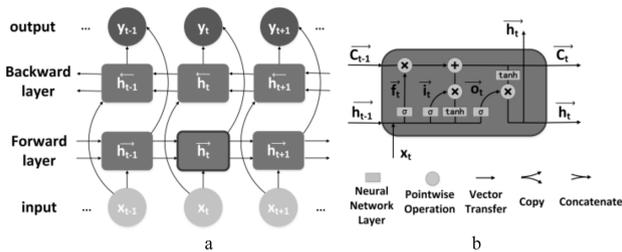


图 1 双向长短时记忆网络结构图

图 1 中，LSTM 隐层神经元主要由遗忘门、输入门和输出门 3 个门结构构成。

由 CNN 层提取的局部特征信息输入到 LSTM 单元后，通过遗忘门对作用小的信息进行选择性遗忘。

其计算公式如下：

通过输入门选择加入到记忆单元的新信息，并更新记忆单元，即：

$$f_t = \sigma(\omega_{xf}x_t + \omega_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (3)$$

式中： $\omega_{xf}, \omega_{hf}, b_f$ —遗忘门的权重矩阵和偏置。

信息  $i_t$  的表达式为：

$$i_t = \sigma(\omega_{xi}x_t + \omega_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (4)$$

式中： $\omega_{xi}, \omega_{hi}, b_i$ —输入门的权重矩阵和偏置。

当前新记忆单元的候选向量  $\tilde{c}_t$  的表达式为：

$$\tilde{c}_t = \tanh(\omega_{xc}x_t + \omega_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (5)$$

式中： $\omega_{xc}, \omega_{hc}, b_c$ —记忆单元的权重矩阵和偏置。

当前时刻的记忆单元  $c_t$  的表达式为：

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (6)$$

式中： $f_t, i_t$ —遗忘门和输入门的输出； $c_{t-1}$ —上一时刻的记忆单元； $i_t \cdot \tilde{c}_t$ —记忆单元新增的信息； $f_t \cdot c_{t-1}$ —

记忆单元希望遗忘的信息。

最终，输出  $h_t$  由输出门的输出  $o_t$  与记忆单元  $c_t$  共同决定，其计算公式如下：

$$o_t = \sigma(\omega_{xo}x_t + \omega_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (7)$$

式中： $\omega_{xo}, \omega_{ho}, b_o$ —输出门的权重矩阵和偏置； $x_t$ —当前输入； $h_{t-1}$ —前一个单元的输出。

当前单元的输出  $h_t$  的表达式为：

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (8)$$

### 1.3 RELM 的基本原理

CBLRE 模型在学习到振动信号的多层次信息后，利用非线性分类器进行故障识别，可以有效避免线性分类器存在的局限。

HUANG G B 等人<sup>[19]</sup>提出了一种结构简单、学习速度快，且泛化能力强的单隐层前馈神经网络—ELM (extremel learning machine)。然而，ELM 模型在利用最小二乘损失函数构建时，仅仅考虑了模型的经验风险，没有考虑模型的结构风险，从而使其极易产生过拟合。

为此，有研究者将正则系数引入 ELM 模型，构建出了正则化极限学习机 (RELM) 模型，大大提高了 ELM 模型的泛化能力<sup>[20]</sup>。

RELM 模型优化的目标函数为：

$$\min E = \min \left\{ \frac{C}{2} \|\varepsilon\|^2 + \frac{1}{2} \|\beta\|^2 \right\} \quad (9)$$

式中： $\|\varepsilon\|^2, \|\beta\|^2$ —经验风险和结构风险； $C$ —正则化系数； $\varepsilon$ —训练误差和。

其中，训练误差和  $\varepsilon$  的计算公式为：

$$\varepsilon_j = \hat{y}_j - y_j = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i \cdot x_j + b_i) - y_j, j = 1, \dots, N \quad (10)$$

式中： $x$ —输入； $y$ —期望输出； $g(x)$ —隐含层神经元的激活函数，最为常用的是 sigmoid 函数； $L$ —隐层神经元个数； $N$ —样本个数； $\omega_i$ —连接输入神经元和第  $i$  个隐层神经元的输入权重； $b_i$ —第  $i$  个隐层神经元的阈值； $\beta_i$ —连接第  $i$  个隐层神经元与输出神经元的输出权重。

此处引入拉格朗日乘子  $\lambda$ ，构建拉格朗日方程，即：

$$L(\lambda, \varepsilon, \beta) = \frac{C}{2} \|\varepsilon\|^2 + \frac{1}{2} \|\beta\|^2 - \lambda(H\beta - Y - \varepsilon) \quad (11)$$

分别对上式求偏导，求解出输出权重矩阵为：

$$\beta = [H^T H + I/C]^+ H^T Y \quad (12)$$

式中： $I$ —单位矩阵； $H$ —隐含层的输出矩阵； $[H^T H + I/C]^+$ —矩阵  $H^T H + I/C$  的广义逆摩尔矩阵。

最终得到 RELM 的预测结果为：

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^L \beta_i g(\omega_i \cdot x + b_i) \quad (13)$$

## 2 基于 CBLRE 模型的空化识别方法

### 2.1 模型概况

CBLRE 诊断模型由原始信号层、滤波器层、BiLSTM 层,以及非线性分类输出层组成,其具体结构如图 2 所示。

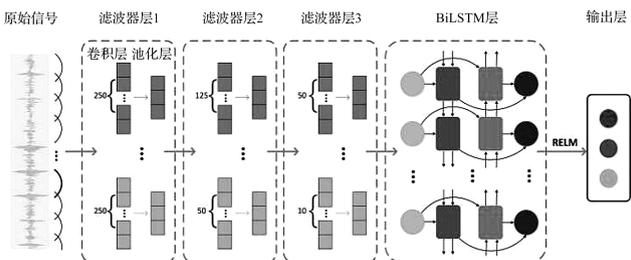


图 2 CBLRE 模型结构图

从图 2 可以看出,基于 CBLRE 模型的柱塞泵空化状态识别流程如下:

- (1) 对一维原始振动信号进行数据增强以及标准化处理,并输入到滤波器层;
- (2) 滤波器层会对输入信号进行多次卷积与池化运算,自动提取信号特征并进行特征降维;但滤波器层提取的多尺度抽象特征缺少时间关联性,所以其将输入到 BiLSTM 层,让模型从前后两向学习特征序列的时间依赖性;

- (3) 使用 RELM 非线性分类器对空化状态进行识别,完成故障诊断。

### 2.2 实验台及数据采集

为了有效检测柱塞泵的空化<sup>[21,22]</sup>状态,在 37 kW 的液压工作站上,笔者搭建了柱塞泵的空化实验台。

柱塞泵空化实验台的原理图如图 3 所示。

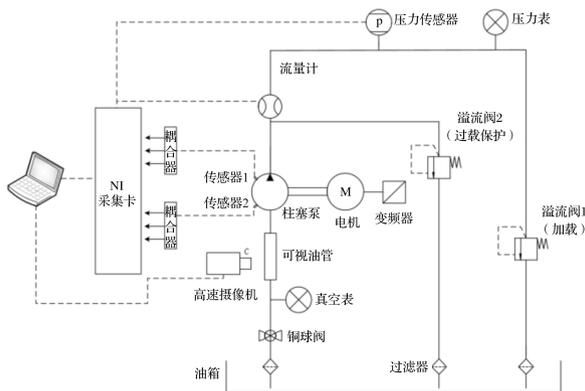


图 3 柱塞泵空化实验台原理图

此外,根据实验方案,笔者设置了两种不同的回路负载压力(即 1 200 r/min—10 MPa 和 1 200 r/min—15 MPa 两种工况)。

在进行实验采集数据时,在不同的空化状态下,笔

者同步采集了两种工况下柱塞泵的振动信号、出油口的压力和流量信号;在进行数据采集时,笔者又将 LabVIEW 软件中的采样频率设置为 45 kHz;此外,每种状态采集 5 组数据,每组采样时间为 2 s,共计 90 000 个数据点。

笔者利用 WS(window slicing)方法对各空化运行状态下采集的柱塞泵原始振动数据进行数据增强。

其中,窗口大小设为 1 000,偏移量设置为 500。在进行窗口平移的同时,对每个窗口中的 1 000 个数据点进行 minmax 归一化。

最终,每个样本包含 1 000 个数据点,每类柱塞泵运行状态包含 895 个样本,空化数据集包含 2 685 个样本。

在 1 200 r/min—10 MPa 工况下,柱塞泵的不同空化状态时域波形,如图 4 所示。

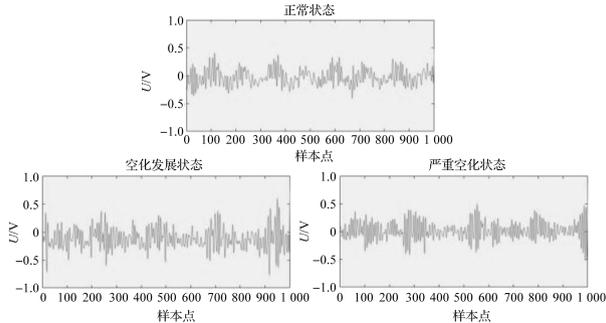


图 4 不同空化状态原始振动信号

### 2.3 模型训练及参数设置

笔者使用交叉熵损失函数来评估模型实际输出与期望输出的距离;然后,利用 Adam 算法不断优化交叉熵损失函数,以减小两个分布之间的距离。

此外,在模型的训练过程中,为减小过拟合,笔者引入了 Dropout 正则化手段;同时,在每个滤波器层之后,都会进行批标准化处理(batch normalization),以减少参数调节,使网络能加速收敛,避免过拟合。

在构建模型时,卷积核的数量和大小、双向长短期记忆层的神经元数、批大小和学习率等参数的选取对模型的训练速度及最终结果有很大影响。

模型的具体参数如表 1 所示。

表 1 模型参数设置

网络层	参数名称	详细参数
卷积层	卷积核大小	250 × 1, 125 × 1, 50 × 1
	卷积核数量	16, 16, 16
	步长	2
池化层	激活函数	ReLU
	填充方式	same
	卷积核大小	3
池化层	卷积核数量	3
	填充方式	same

续表

网络层	参数名称	详细参数
BiLSTM 层	神经元数	20
	激活函数	tanh
Dropout 层	rate	0.5
	C	2 <sup>4</sup>
	Learning rate	0.000 3
RELM 层	Batch size	100
	优化器	Adam
	最大迭代次数	30

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 模型比较

为测试 CBLRE 模型的性能,笔者使用相同的数据集对不同的模型进行测试,并进行相应的微调。模型的参数按照表 1 进行设置,并训练 10 次求其平均值。

不同模型结构的验证集平均准确率如表 2 所示。

表 2 不同模型结构的验证集平均准确率

迭代次数	模型名称	准确率及误差
Epoch = 20 (23 s)	CNN + Bilstm	99.15% ± 0.38
	CBLRE	(100)99.92% ± 0.05
	CNN + RELM	(230)96.76% ± 1.1
Epoch = 10 (11 s)	CNN + Bilstm	93.38% ± 1.53
	CBLRE	(190)99.60% ± 0.31
	CNN + RELM	(190)84.26% ± 4.01

从表 2 中可看出,笔者为了验证双向长短时记忆层(Bi-LSTM)是否学习到了特征序列的时间依赖性,在滤波器层后直接利用 RELM 分类器进行分类,即 CNN + RELM,结果发现其精度明显降低,且模型偏差很大,说明有必要在模型中加入双向长短时记忆层。

当迭代次数为 20 时(平均训练时长为 23 s),在双向长短时记忆层后利用全连接层和 SoftMax 层进行分类,即 CNN + Bilstm,其识别率可以达到 99.15%;而利用 RELM 分类器时,即 CBLRE,其识别率可以达到 99.90%。其中,全连接层神经元数为 30;RELM 分类器的隐层神经元个数为 100;

当迭代次数为 10 时,CNN + Bilstm 模型的识别率仅为 93.38%,但 CBLRE 模型的识别率仍能达到 99.60%。

以上结果表明:在深度学习网络结构中加入非线性分类器,在保证识别准确率的前提下,可以提前结束迭代,节省其计算成本。

#### 3.2 模型鲁棒性分析

考虑到设备在实际使用中负载会发生变化,笔者对 10 MPa 和 15 MPa 负载下的柱塞泵空化状态识别分别进行研究。

由于两种工况的数据集规模相同,笔者对每个数据集分别进行 10 次重复实验,模型迭代次数为 10,不同负载下空化状态的识别率为 99.60% 和 99.32%,分类器的神经元数为 190 和 80,得到的最终结果由混淆矩阵表示。

此外,笔者同时采用两种负载下的样本对模型进行训练和测试,其中,每种负载的样本各占总样本数的 1/2;数据集的规模与之前相同,模型迭代次数为 20,经过 10 次重复实验,其精度仍能达到 99.03%,神经元数为 110。

10 MPa 时,由混淆矩阵表示的识别结果如图 5 所示。

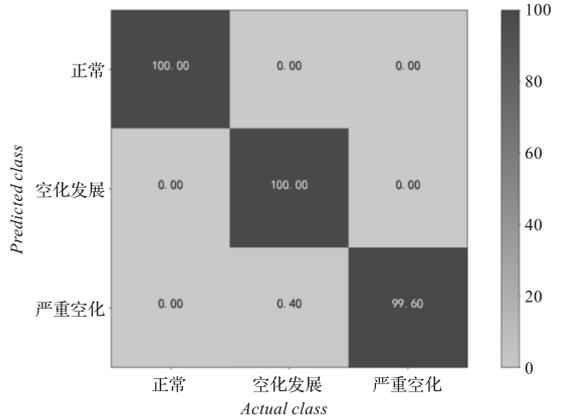


图 5 10 MPa 时的识别结果

15 MPa 时,由混淆矩阵表示的识别结果如图 6 所示。

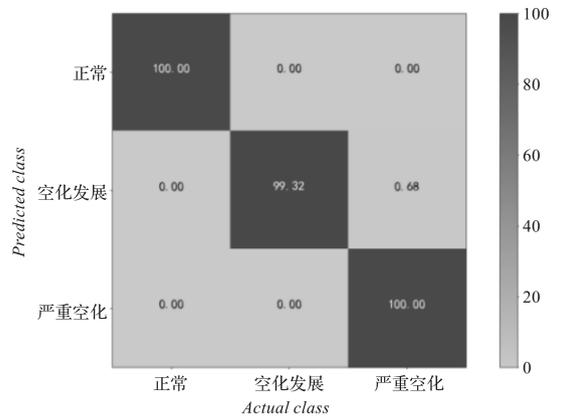


图 6 15 MPa 时的识别结果

10 MPa + 15 MPa 时,由混淆矩阵表示的识别结果如图 7 所示。

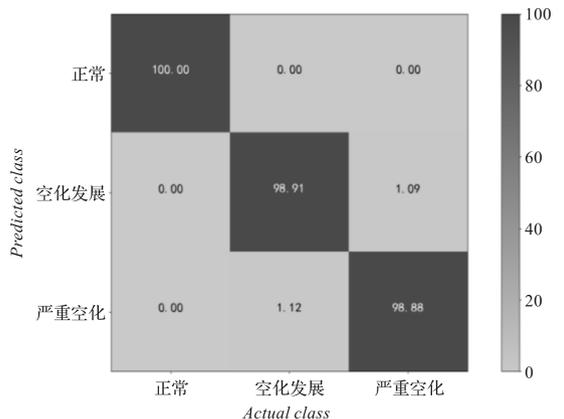


图 7 10 MPa + 15 MPa 时的识别结果

### 3.3 空化与其他故障的区分

为验证该模型是否可以将柱塞泵的空化与其他故障区分开来,笔者将柱塞泵其他典型故障的数据添加标签,然后将其加入到了空化数据集中,利用上述数据集训练 CBLRE 模型,且两种负载都进行了 10 次重复实验,并求其平均值。模型迭代次数为 10,两种负载下柱塞泵故障的识别率为 99.49% 和 99.88%,分类器的神经元数为 40 和 80。

10 MPa 时,多种故障的识别率如图 8 所示。

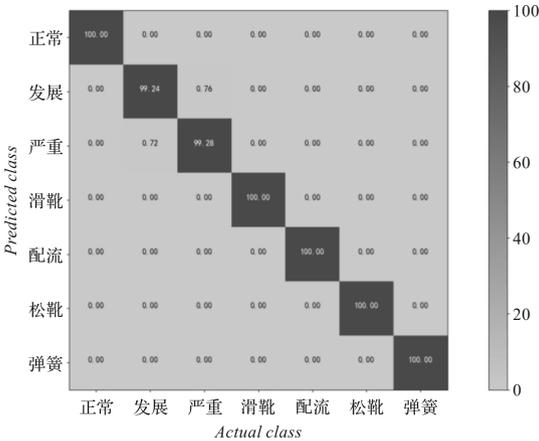


图 8 10 MPa 时多种故障的识别率

15 MPa 时,多种故障的识别率如图 9 所示。

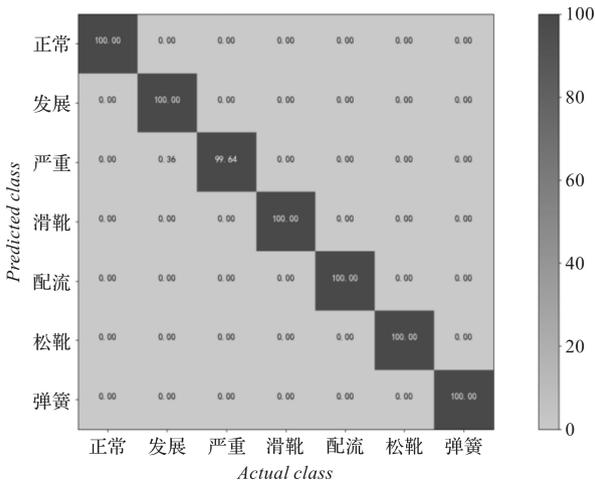


图 9 15 MPa 时多种故障的识别率

由图(8,9)可知:虽然故障的种类有所增多,但模型可以学习的样本数量也相应增加,所以模型的性能有所提升,可以在花费较少时间的情况下,有效地识别柱塞泵的各种故障。

## 4 结束语

为了对柱塞泵的空化状态进行检测,对柱塞泵进行智能故障诊断,笔者提出了一种基于 CBLRE (CNN + BiLSTM + RELM) 模型的柱塞泵空化状态识别方法。

该方法结合了深度学习网络与非线性分类器的优点,先利用深度学习网络自动提取一维原始振动信号的特征,然后再学习特征序列的时间依赖性,用非线性分类器进行分类,实现了柱塞泵的空化状态检测与智能故障诊断;最后,笔者将 CBLRE 模型与其他模型进行了对比实验,分析了该模型在不同工况下的性能。

研究结论如下:

(1) CBLRE 模型可以自适应地提取柱塞泵振动信号的特征,且无论是在相同工况还是在混合工况下,对柱塞泵空化状态的识别率均在 99% 以上,这表明该模型有很强的鲁棒性;

(2) 相较于其他模型结构, CBLRE 模型结构更为稳定,其训练时间更短,对空化状态的识别率更高;

(3) CBLRE 模型可以将空化和其他柱塞泵故障有效地区分开,且其识别率同样在 99% 以上。

从上述结果可以看出,这种基于 CBLRE 模型的柱塞泵空化状态识别方法可以对柱塞泵的空化状态进行准确识别。

在后续的研究中,笔者将采集空化现象和柱塞泵其他故障耦合发生时的振动信号,并结合故障解耦机理,训练出一个复合故障诊断模型,以实现对于柱塞泵复合故障进行诊断的目的。

## 参考文献 (References):

- [1] CHAO Qun, ZHANG Jun-hui, XU Bing, et al. Centrifugal effects on cavitation in the cylinder chambers for high-speed axial piston pumps[J]. *Meccanica*, 2019, 54(6): 815-829.
- [2] 刘生政. 轴向柱塞泵空化状态分析与检测方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- [3] 田振东, 黄家海, 王灏, 等. 基于全空化模型的高压柱塞泵配流盘空化研究[J]. *液压与气动*, 2018(1): 17-22.
- [4] 姚春江. 基于振动测试液压泵的监测与诊断[C]. 中国振动工程学会振动与噪声控制专业委员会. 第十九届和第二十届全国振动与噪声高技术及应用会议论文集. 北京: 航空工业出版社, 2007.
- [5] 骆 斌, 刘德祥, 陈 捷. 离心泵汽蚀振动特性研究[J]. *水电与新能源*, 2015(6): 34-38, 42.
- [6] 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.
- [7] 段向阳, 王永生, 苏永生, 等. 基于声压测量的离心泵空化监测[J]. *兵工学报*, 2010, 31(9): 1268-1273.
- [8] 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.
- [9] 陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *西安交通大学学报*, 2021(6): 1-9.

- [10] 孙 娜,周建中. 基于正则极限学习机的非平稳径流组合预测[J]. 水力发电学报,2018,37(8):20-28.
- [11] AL-OBAIDI A R. Detection of cavitation phenomenon with in a centrifugal pump based on vibration analysis technique in both time and frequency domains [J]. **Experimental Techniques**,2020,44(3):329-347.
- [12] NASIRI M R, MAHJOOB M J, VAHID-ALIZADEH H. Vibration Signature Analysis for Detecting Cavitation in Centrifugal Pumps Using Neural Networks[C]. IEEE International Conference on Mechatronics, IEEE,2011.
- [13] TIWARI R, BORDOLOI D J, DEWANGAN A. Blockage and cavitation detection in centrifugal pumps from dynamic pressure signal using deep learning algorithm [J]. **Measurement**,2021,173:1-15.
- [14] ZHAO Rui, YAN Ru-qiang, WANG Jin-jiang, et al. Learning to monitor machine health with convolutional bi-directional LSTM networks [J]. **Sensors**, 2017, 17 ( 2 ): 273.
- [15] 赵志宏,赵敬娇,魏子洋. 基于 BiLSTM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2021,40(1):95-101.
- [16] 李向伟,刘思言,高昆仑. 基于双向长短时记忆网络和卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 科学技术与工程,2020,20(7):2733-2739.
- [17] 万 喆,张培珍,刘耀卓. 转速对海水泵内部空化影响的实验研究[J]. 液压气动与密封,2021(5):16-20.
- [18] 张 静,张思涵,朱鹏程. 轴向柱塞泵空化现象的研究现状[J]. 液压气动与密封,2021(9):56-62.
- [19] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. **Neurocomputing**, 2006,70(1):489-501.
- [20] SHAO Zhi-fei, ER MENG JOO. Efficient leave-one-out cross-validation-based regularized extreme learning machine [J]. **Neurocomputing**, 2016,194(Jun. 19):260-270.
- [21] 赵万勇,彭虎廷,马得东,等. 离心泵空化余量分析研究[J]. 流体机械,2021,49(1):8.
- [22] 张 静,陈先培,苏春明,等. 叶片进口边开孔对离心泵空化和湍动能影响的研究[J]. 流体机械,2021,49(7):14-19,82.

[编辑:雷 敏]

## 本文引用格式:

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 Zhi-jie, LAN Yuan, HUANG Jia-hai, et al. Cavitation state detection of axial piston pump based on CBLRE model[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022,39(5):634-640.  
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

## (上接第 611 页)

- [3] HINTERSTOISSER S, LEPETITT V, RAJKUMAR N, et al. Going Further with Point Pair Features [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham,2016.
- [4] DIYI L, SHOGO A, JIAQ M, et al. Point pair feature-based pose estimation with multiple edge appearance models (PPF-MEAM) for robotic bin picking [J]. **Sensors**, 2018, 18(8):2719-2738.
- [5] LI C, YANG C, JU Z, et al. An enhanced teaching interface for a robot using DMP and GMR [J]. **International Journal of Intelligent Robotics and Applications**, 2018, 2(1):110-121.
- [6] 徐江浪,李林燕,万新军,等. 结合目标检测的室内场景识别方法[J]. 计算机应用,2021,41(9):2720-2725.
- [7] XIAO Z, GAO J, WU D, et al. A fast 3D object recognition algorithm using plane-constrained point pair features [J]. **Multimedia Tools and Applications**, 2020, 79(4):1-21.
- [8] BILLINGS G, JOHNSON M. Silhonet: an RGB method for 6D object pose estimation [J]. **IEEE Robotics and Automation Letters**, 2019, 4(4):3727-3734.
- [9] 田中可,陈成军,李东年,等. 基于深度图像的零件识别及装配监测[J]. 计算机集成制造系统,2020,26(2):300-311.
- [10] 郑远攀,李广阳,李 晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用,2019,55(12):20-36.
- [11] 桂元苗,王儒敏,王 雪,等. 基于深度神经网络和局部描述符的大规模蛋白质互作预测方法[J]. 计算机应用与软件,2019,36(4):273-280.
- [12] 钱其姝,胡以华,赵楠翔,等. 基于激光点云全局特征匹配处理的目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020,57(6):157-164.
- [13] DENG H, BIRDAL T, ILIC S. PPF-foldNet: Unsupervised Learning of Rotation Invariant 3D Local Descriptors [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.
- [14] LIU D, ARAI S, MIAO J, et al. Point pair feature-based pose estimation with multiple edge appearance models (PPF-MEAM) for robotic bin picking [J]. **Sensors**, 2018, 18(8):2719.
- [15] LIU D, ARAI S, XU Y, et al. 6D pose estimation of occlusion-free objects for robotic bin-picking using PPF-Meam with 2D images (occlusion-free PPF-Meam) [J]. **IEEE Access**, 2021, 9:50857-50871.
- [16] 屈汉章,王 洋,吴成茂. 基于直径累积的霍夫变换检测圆算法[J]. 西安邮电大学学报,2017,22(5):89-93.
- [17] 陈余根,杨 艳. 基于霍夫变换椭圆检测的两种改进算法[J]. 半导体电,2017,38(5):745-750.

[编辑:雷 敏]