

DOI: 10.7652/xjtuxb201711023

基于深度学习的离心泵空化状态识别

曹玉良¹, 明廷锋¹, 贺国², 苏永生¹

(1. 海军工程大学动力工程学院, 430033, 武汉; 2. 海军工程大学管理工程系, 430033, 武汉)

摘要: 空化状态识别是离心泵状态监测的难点之一,为了提高空化状态识别的效果,提出了一种基于深度学习的离心泵空化状态识别方法。首先,采集了在 3 种工况下泵壳的振动信号,分别构建了振动信号的改进倍频带特征矩阵和时频特征矩阵;然后,基于自动编码器构建了深度学习网络,通过无监督训练自动学习输入数据的特征,利用监督训练对网络的参数进行了调整;最后,运用深度学习网络,对离心泵的 4 类空化状态进行了分类识别。研究表明,无论是基于改进倍频带特征矩阵还是基于时频特征矩阵,深度学习网络对 4 类空化状态都有很好的识别效果,尤其是对于弱空化状态,深度学习网络比 BP 神经网络更有效。

关键词: 离心泵;空化状态识别;深度学习;自动编码器;神经网络

中图分类号: U664.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)11-0165-07

Cavitation State Recognition of Centrifugal Pump Based on Deep Learning

CAO Yuliang¹, MING Tingfeng¹, HE Guo², SU Yongsheng¹

(1. College of Power Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;

2. Department of Management Science, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Cavitation state recognition is one of the difficulties in condition monitoring of centrifugal pump. A method for cavitation state recognition of centrifugal pump based on deep learning is developed. The vibration signals on pump casing under three conditions are collected, and the band matrixes of modified octave as well as matrixes of time-frequency features of vibration signals are established. The deep learning network is constructed based on auto-encoder, the features of input data are learned automatically by unsupervised training, and the parameters of the network are adjusted by supervised training. Four cavitation states of centrifugal pump are recognized by deep learning network. It demonstrates that based on band matrixes of modified octave or matrixes of time-frequency features, the deep learning network is effective for recognizing four cavitation states and outperforms BP neural network, especially for slight cavitation state.

Keywords: centrifugal pump; cavitation state recognition; deep learning; auto-encoder; neural network

空化会导致流体机械性能下降,引起振动和噪声,并导致过流部件的腐蚀破坏^[1-2]。为了防止空化

收稿日期: 2017-04-04。 作者简介: 曹玉良(1988—),男,博士生;明廷锋(通信作者),男,博士,副教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51306205);湖北省自然科学基金资助项目(2015CFB700);海军工程大学博士生创新基金资助项目(4142C15K)。

造成破坏,应及时识别空化并进行预警。如何有效地对空化进行识别和监测是国内外研究的热点,Hashmi 等对离心泵的瞬时转速进行了频谱分析,发现转速 3 倍频的幅值在空化初生和严重空化时存在明显不同,认为该特征可用来判断泵内空化状态^[3]。Seyed 等对离心泵的噪声信号进行了快速傅里叶变换,发现某些频率的声压级可作为空化初生和严重空化的特征^[4]。Escaler 等采集了水轮机模型在不同空化状态时的振动信号和压力信号,对比分析了信号的低频和高频特征^[5]。Stopa 等利用电机电流的变化计算离心泵转矩的变化,通过分析转矩的频谱特征,设计了一种监测离心泵空化状态的计算机辅助工具^[6]。然而,上述研究都是在傅里叶变换的基础上,通过分析空化信号的时频特征,人工判断泵内空化状态,易受外界因素影响,分析的有效性和速度都有待提高。

智能诊断技术在近年得到了长足的发展,Mi 等基于电流探针信号,利用人工神经网络对竖直槽道内的两相流进行了识别研究^[7-8]。苏永生等基于振动和噪声信号,利用 BP 神经网络和径向基神经网络对喷水推进泵的空化状态进行了识别研究^[9]。Giorgi 等采集了孔口后空化流场的压力脉动信号和瞬时照片,利用人工神经网络有效提取了不同温度时不同空化状态的频带特征^[10],利用小波分解提取了压力脉动信号的频率特征,对比分析了人工神经网络和最小二乘支持向量机两种智能算法对空化状态的识别效果^[11]。然而,传统的多层神经网络存在学习速度慢、训练过程耗时较长、易收敛于局部最优解等问题,如何高效进行空化的识别,仍是当前空化监测研究的难点问题。

深度学习理论主要模拟大脑的深层组织结构,通过组合低层特征形成更加抽象的深层特征,从而不依赖于人工选择而自动进行特征学习^[12-13]。深度学习已在图像识别、语音识别和文本识别等领域取得了成功^[14-16]。本文基于深度学习理论,提出了一种识别离心泵不同空化状态的方法。

1 实验简介

离心泵试验台如图 1 所示,主要包括两台离心泵、透明塑料管、水箱、球阀、蝶阀、电动蝶阀和流量计等设备,实验过程中使用变频器、电动控制台、压力传感器、振动传感器、计算机和 B&K3560C 信号采集系统。实验所用离心泵的比转速为 130,进口管道的内径为 126 mm,出口管道内径为 100 mm,

叶片数为 6,额定流量为 $100 \text{ m}^3/\text{h}$ 。振动测量选用 ICP 型加速度传感器,该传感器采用螺栓固接的方式安装在蜗壳的中心截面上,与水平面的夹角为 17° ,安装方式如图 2 所示。

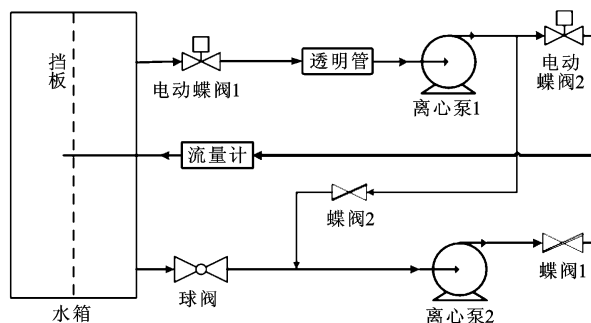


图1 离心泵试验台

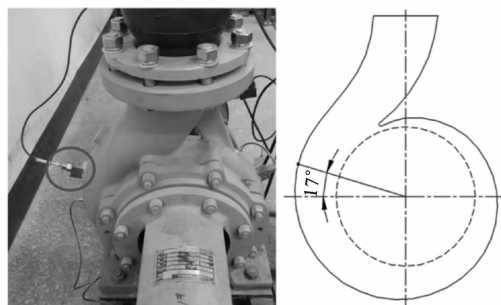


图2 振动传感器安装的位置和方式

当进行离心泵空化试验时,离心泵 2、球阀、蝶阀 1 和蝶阀 2 都保持关闭状态,由离心泵 1、流量计、电动蝶阀 1 和 2 及其管路构成开式试验台。通过减小进口电动蝶阀 1 的开度和降低水箱内水面的高度来减小离心泵进口的有效汽蚀余量,从而使离心泵内部产生空化。

转速为 1475 r/min 时利用定转速定流量法进行了 3 种工况实验,此 3 种工况离心泵的流量为 $90, 100, 108 \text{ m}^3/\text{h}$,离心泵的空化性能曲线如图 3 所示。由图 3 可知,流量为 $90 \text{ m}^3/\text{h}$ 时扬程最高,流量为 $108 \text{ m}^3/\text{h}$ 时扬程最低;当有效汽蚀余量较大时,离心泵的扬程都随着有效汽蚀余量的减小逐渐降

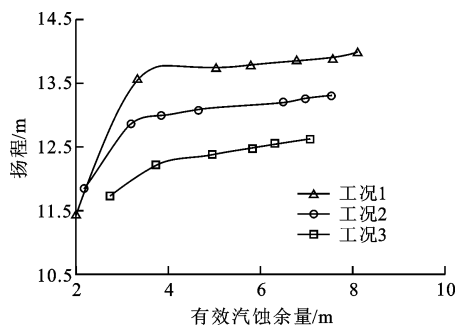


图3 离心泵的空化性能曲线

低,当汽蚀余量减小到一定程度后,扬程随着汽蚀余量的减小而大幅下降。

2 构建特征矩阵

2.1 改进倍频带特征矩阵

空化信号的特征包含在很宽的频带范围内,不同频带信号的特征不同,本文利用改进倍频带提取振动信号的频带特征,即

$$f_u = 2^m f_l \quad (1)$$

$$f_c = (f_l f_u)^{1/2} \quad (2)$$

式中: f_l 、 f_u 为频带的下限、上限; f_c 为频带中心; m 为频程。当 $m=1/3$ 时为 $1/3$ 倍频程, $1/3$ 倍频程常用于噪声分析^[17]。当 $m=1$ 时为倍频程,根据国际标准 ISO 532,标准倍频带是将人耳听觉范围内的频率划分成 10 个固定的频带。

然而,标准倍频带的下上限和中心频率都是给定的,不能很好地体现旋转机械的特征,因此对标准倍频带进行了改进,改进后的倍频带第 1 频带只包含了转频的亚谐波,其他频带围绕在转频的倍频周围,并使所分析最高频率达到信号采集分析的最高有效频率,即

$$2^{(k-\frac{3}{2})} f_0 < \frac{f_s}{2.56} \quad (3)$$

式中: f_0 为离心泵的转频; f_s 为采样频率,取值 65.536 kHz; k 为频带数。转速为 1 475 r/min 时, $f_0=24.58$ Hz,根据式(3)可得 $k=11$ 。改进倍频带为 12 个频带,第 1 频带为 $0 \sim 2^{-1/2} f_0$,第 2~11 频带分别围绕在 f_0 、 $2f_0$ 、 $4f_0$ 、 $\dots$ 、 $2^9 f_0$ 周围,第 12 频带为 $2^{21/2} f_0 \sim f_c$ 。

在确定频带的范围后,利用切比雪夫 1 型数字滤波器对第 1 频带进行低通滤波,对其他频带进行带通滤波,从而得到频率范围不同的多个分信号,然后分别求取这些分信号的有效值,以这些分信号的有效值构建特征向量,有效值 $x_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \right)^{1/2}$ 。

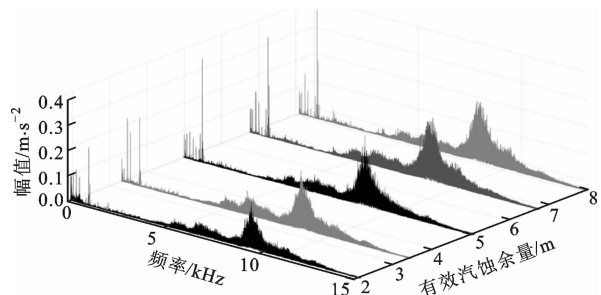
实验过程中每种工况时都采集了多个振动信号样本,利用改进倍频带将振动信号样本转化为特征矩阵,3 种工况改进倍频带特征矩阵的维度分别为 700×12 、 700×12 和 600×12 。

2.2 时频特征矩阵

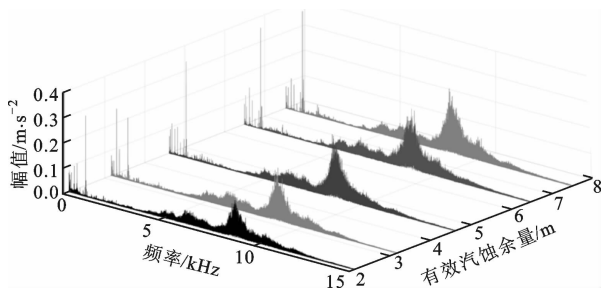
振动信号的频率分为低频和高温部分,空化所引起的振动主要分布在高频部分^[18]。工况 1、2、3 振动信号的 FFT 分析结果如图 4 所示。由图 4 可知,对于本文所研究的 3 种工况,可将 3~15 kHz 作

为空化振动信号的特征频带。

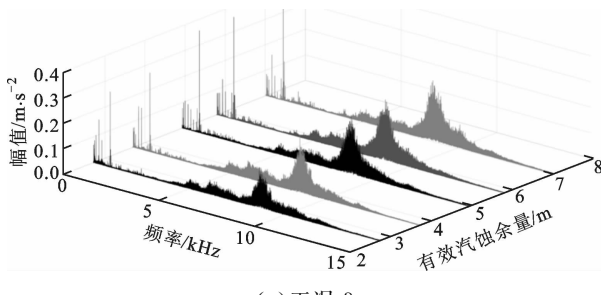
由于不同有效汽蚀余量时的频率分布非常相似,无法直接根据频率分布对空化状态进行分类识别,本文利用重心频率 $X_{fc} = \sum f_i F(f_i) / \sum F(f_i)$ 、均方频率 $X_{msf} = \sum f_i^2 F(f_i) / \sum F(f_i)$ 和频率方差 $X_{vf} = \sum (f_i - X_{fc})^2 F(f_i) / \sum F(f_i)$ 提取振动信号的频域特征,其中 $3 \text{ kHz} \leq f_i \leq 15 \text{ kHz}$, $F(f_i)$ 为 f_i 的幅值。重心频率反映了信号的重心位置,均方频率反映了信号主频带位置的变化,频率方差反映了信号频谱能量分布情况,频率方差越小信号的频率能量分布越集中。



(a) 工况 1



(b) 工况 2



(c) 工况 3

图 4 3 种工况振动信号的频率

同时,利用均值、绝对均值、最大值、均方根值、方根幅值、方差、标准差、偏斜度、峭度、波形因子、脉冲因子、裕度因子和峭度因子等 14 参数提取了振动信号的时域特征。把 3 个频域特征和 14 个时域特征相结合,将振动信号样本转化为 17 维时频特征矩

阵,3 种工况时频特征矩阵的维度分别为 700×17 、 700×17 和 600×17 。

3 构建深度学习网络

3.1 深度学习简介

深度学习通过构建具有多个隐含层的网络模型,去学习数据的深层特征,从而提高数据分类或预测的准确性。与传统的浅层学习模型相比,深度学习模型强调了网络的深度,浅层学习模型通常只有 1、2 层,而深度学习模型则可能多达 10 层。另外,深度学习强调了特征学习的重要性,通过逐层特征变换,将低层特征组合形成更加抽象的深层特征,提取出更多的特征。

深度学习是神经网络研究的一个分支,多个隐含层的深度神经网络就是一种深度学习模型,这种网络被称为栈式自编码网络。深度学习模型有栈式自编码网络、卷积神经网络、深度波尔兹曼机和深度信念网络等。

3.2 构建深度学习网络

本文深度学习网络模型采用的是栈式自编码网络,自动编码器是栈式自编码网络的基本单元,它包含一个输入层、一个隐含层和一个输出层,相邻层之间的节点全连接,同一层之间节点无连接。栈式自编码网络则是由多层自编码器堆叠而成的深度神经

网络,本文在研究过程中利用两个自动编码器和一个线性分类器构成栈式自编码网络,其生成过程如图 5 所示。

图 5 中自动编码器 1、2 都有 3 层,第 1 层为自动编码器的输入,第 2 层为自动编码器的隐含层,第 3 层为自动编码器的输出。自动编码器 2 的输入为自动编码器 1 的隐含层结果,分类器的输入为自动编码器 2 的隐含层结果,在深度学习网络的训练过程中,自动编码器 1 和自动编码器 2 的输出结果仅在无监督训练时需要用到,而在监督训练时不需要编码器的输出结果。当基于改进倍频带特征矩阵进行离心泵空化状态识别时,输入层为 11 个节点,隐含层 1 和隐含层 2 都为 22 个节点,输出层的节点数量等于空化状态类别数量,为 4 个节点。当基于时频特征矩阵进行离心泵空化状态识别时,输入层为 17 个节点,隐含层 1 和隐含层 2 都为 34 个节点,输出层为 4 个节点。

3.3 训练过程

虽然深度学习模型与深度神经网络模型具有相似的结构,但是深度学习的训练机制却与神经网络存在很大差别。神经网络通常采用误差反向传播算法来训练网络,当网络层数较多时,残差向前传递时会逐层减小、梯度越来越稀疏,会导致学习速度很慢、训练过程耗时较长,并且容易收敛于局部最优解。

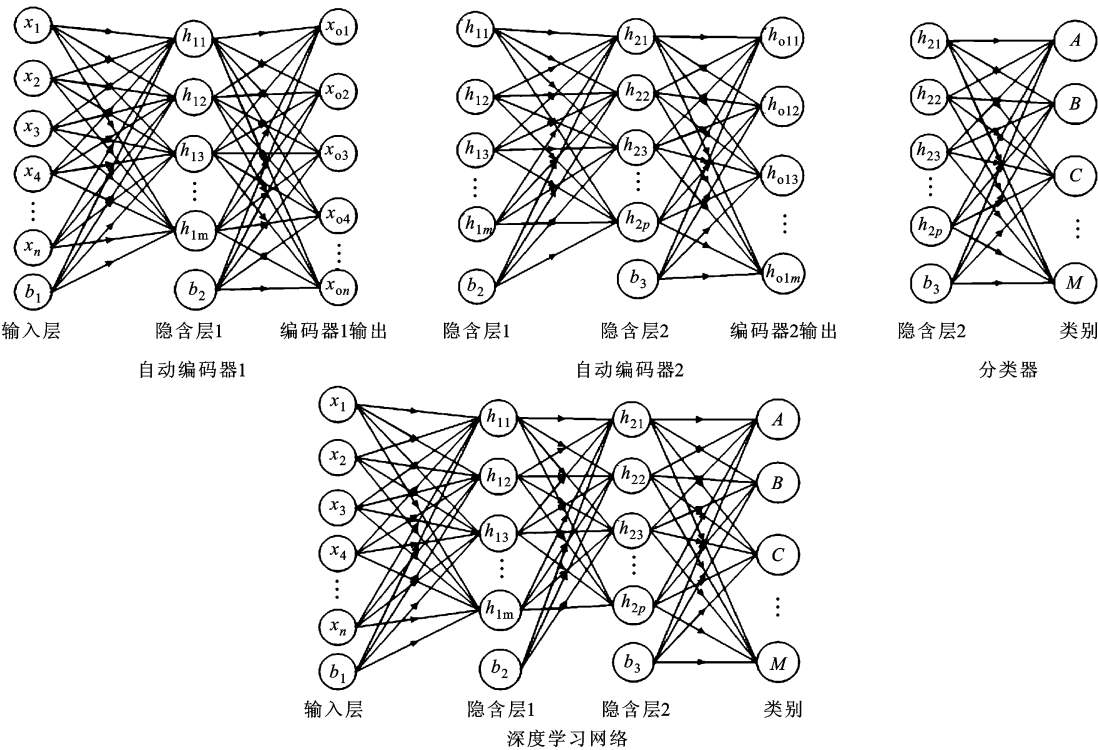


图 5 深度学习网络生成过程

为了克服神经网络训练机制的缺点,深度学习采用了与神经网络不同的训练机制。深度学习的训练过程分为自底层向顶层的无监督训练和自顶层向底层的监督训练^[19]。

在自底层向顶层的无监督训练中,每次只训练一层网络,即每次只训练一个自动编码器。设输入数据为 n 维向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, w_{ij}^1 为自动编码器 1 中输入层第 i 个节点到隐含层 1 第 j 个节点的权值,则隐含层 1 第 j 个节点的结果为

$$h_{1j} = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij}^1 x_i + b_1\right) \quad (4)$$

$$f(y) = \frac{2}{1 + e^{-2y}} - 1 \quad (5)$$

式中: b_1 为输入层到隐含层的偏置; f 为激活函数。

隐含层 1 有 m 个节点, 设 $\mathbf{H}_1 = (h_{11}, h_{12}, \dots, h_{1m})^T$, 则输入层到隐含层 1 的权值矩阵为

$$\mathbf{W}^1 = \begin{bmatrix} w_{11}^1 & w_{12}^1 & \cdots & w_{1n}^1 \\ w_{21}^1 & w_{22}^1 & \cdots & w_{2n}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1}^1 & w_{m2}^1 & \cdots & w_{mn}^1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

自动编码器 1 的输出结果为

$$\mathbf{X}_0 = f((\mathbf{W}^1)^T \mathbf{H}_1 + b_2) \quad (7)$$

式中: b_2 为隐含层 1 到隐含层 2 的偏置。无监督训练的的目的是使编码器 1 的输出 $\mathbf{X}_0$ 逼近于输入 $\mathbf{X}$, 使得训练误差最小, 训练误差 L 的计算公式为

$$L = \|\mathbf{X}_0 - \mathbf{X}\|_2^2 \quad (8)$$

在训练自动编码器 1 时, 采用误差反向传播算法对权值 w_{ij} 和偏置 b 不断进行调整, 使得输出逐渐逼近输入, 当输出与输入的差别足够小时, 就学习得到了输入数据的第 1 层特征。

自动编码器 2 的输入数据为自动编码器 1 的隐含层结果 $\mathbf{H}_1$, 设隐含层 1 到隐含层 2 的权值矩阵为 $\mathbf{W}^2$, 则隐含层 2 和自动编码器 2 的输出结果为

$$\mathbf{H}_2 = f(\mathbf{W}^2 \mathbf{H}_1 + b_2) \quad (9)$$

$$\mathbf{H}_0 = f((\mathbf{W}^2)^T \mathbf{H}_2 + b_3) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{H}_0 = (h_{011}, h_{012}, \dots, h_{01m})^T$, $\mathbf{H}_2 = (h_{21}, h_{22}, \dots, h_{2m})^T$ 为 m 维向量; b_3 为隐含层 2 到输出层的偏置。训练自动编码器 2 的目的是使得 $\mathbf{H}_0$ 逐渐逼近 $\mathbf{H}_1$, 当两者的差别足够小时, 就学习得到了输入数据的第 2 层特征。同理, 经过多层自动编码器的无监督训练, 就可以学习得到输入数据的多层特征。

自顶层向底层的监督训练与神经网络的训练过程相似, 是根据网络的输出与标签之间的差别去微调前面各层网络的参数, 从而使网络达到最优。通

过上述逐层无监督训练和有监督微调的方式, 可以有效学习输入数据的深层特征, 解决传统多层神经网络训练慢、因网络层次深所造成的梯度扩散而无法收敛到全局最优解的问题。

4 空化状态分类识别

4.1 空化状态分类

扬程和效率的变化是离心泵内发生空化最明显的标志, 将扬程开始下降时的汽蚀余量 (NPSH_0)、扬程下降 1% 时的汽蚀余量 (NPSH_1) 和扬程下降 3% 时的汽蚀余量 (NPSH_3) 作为空化状态的标准^[1]。以 NPSH_0 、 NPSH_1 和 NPSH_3 为标准将离心泵的空化状态分为 4 类, 当离心泵的有效汽蚀余量 (NPSH_a) 大于 NPSH_0 时为空化状态 1, 这类空化状态时泵的扬程未明显下降, 为正常状态, 此期间所采集的信号样本都属于状态 1; NPSH_a 介于 NPSH_0 和 NPSH_1 之间时为空化状态 2, 这类空化状态时离心泵的扬程降低程度小于 1%, 泵内空化程度很轻, 属于弱空化状态, 所采集的信号样本都属于状态 2; NPSH_a 介于 NPSH_1 和 NPSH_3 之间时为空化状态 3, 这类空化状态时离心泵的扬程降低程度在 1% ~ 3% 之间, 泵内空化程度有所增强, 此期间所采集的信号样本都属于状态 3; NPSH_a 小于 NPSH_3 时为空化状态 4, 这类空化状态时离心泵的扬程降低程度大于 3%, 泵内剧烈空化, 所采集的信号样本属于状态 4。

4.2 空化状态识别流程

利用深度学习网络进行离心泵空化状态识别的流程如图 6 所示。从所建特征矩阵中分别随机抽取 4 类空化状态 60% 的样本作为训练样本, 剩余 40% 的样本作为测试样本, 然后将训练样本输入到深度学习网络进行无监督训练, 逐层学习数据的特征。根据数据标签进行监督训练, 利用误差反向传播算法, 微调各层网络的权值和参数, 文中将 4 类空化状态的标签分别设为 $[1 \ 0 \ 0 \ 0]$ 、 $[0 \ 1 \ 0 \ 0]$ 、 $[0 \ 0 \ 1 \ 0]$ 、 $[0 \ 0 \ 0 \ 1]$ 。最后, 将测试样本输入到训练好的深度学习网络, 比较网络输出的空化状态与真实的空化状态之间的差别, 从而得到空化状态分类识别的正确率(识别率), 空化状态 i ($i=1, 2, 3, 4$) 的识别率和总识别率的计算式为

$$r_i = \frac{n_i}{N_i} \times 100\% \quad (11)$$

$$R = \sum n_i / \sum N_i \times 100\% \quad (12)$$

式中: N_i 为测试样本中属于空化状态 i 样本数量; n_i

为 N_i 中被正确识别出来的样本数量($n_i \leq N_i$)。

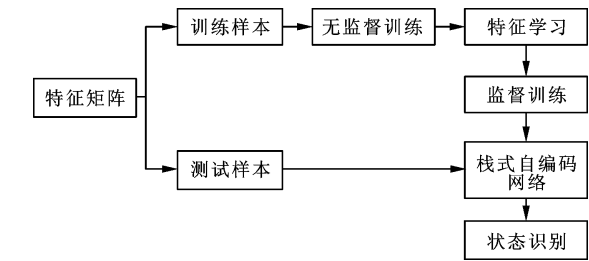


图 6 空化状态识别流程

为了对比分析,本文利用 BP 神经网络对 3 种工况时的 4 类空化状态进分类识别,BP 神经网络也

设为 2 个隐含层,其输入层、隐含层和输出层的节点数也都与相应的深度学习网络保持一致,训练样本和测试样本的比例设为 60%和 40%。

4.3 空化状态识别结果

额定转速时进行了 3 种工况实验,工况 1 时 4 类状态的样本数分别为 100、200、200、200,空化状态识别结果如表 1 所示;工况 2 时 4 类状态的样本数分别为 100、200、300、100,空化状态识别结果如表 2 所示;工况 3 时 4 类状态的样本数分别为 100、100、200、200,空化状态识别结果如表 3 所示。

由表 1~3 可知,无论是基于改进倍频带特征矩

表 1 工况 1 时 4 类空化状态的识别效果

特征矩阵	网络	识别率/%				总识别率/%	耗时/s
		状态 1	状态 2	状态 3	状态 4		
改进倍频带	深度学习	97.5	100	100	100	99.6	11.4
改进倍频带	BP 神经	92.5	97.5	100	100	98.2	4.4
时频特征	深度学习	96	97.5	100	100	98.7	16
时频特征	BP 神经	94	95.5	99.3	100	97.7	6.2

表 2 工况 2 时 4 类空化状态的识别效果

特征矩阵	网络	识别率/%				总识别率/%	耗时/s
		状态 1	状态 2	状态 3	状态 4		
改进倍频带	深度学习	94	98.7	100	100	98.8	11.6
改进倍频带	BP 神经	90	88.7	100	100	95.4	4.5
时频特征	深度学习	96.8	98.2	100	100	99	15.9
时频特征	BP 神经	95	90	97.9	100	95.5	6.2

表 3 工况 3 时 4 类空化状态的识别效果

特征矩阵	网络	识别率/%				总识别率/%	耗时/s
		状态 1	状态 2	状态 3	状态 4		
改进倍频带	深度学习	100	100	100	100	100	10.1
改进倍频带	BP 神经	100	90	100	100	98.3	3.91
时频特征	深度学习	98.3	99.1	100	100	99.6	15.5
时频特征	BP 神经	98	93	100	100	98.5	6

阵还是基于时频特征矩阵,深度学习网络对离心泵空化状态的总识别率都在 98%以上;另外,3 种工况时深度学习网络的总识别率都比 BP 神经网络的总识别率高,说明深度学习网络能够有效地识别离心泵的 4 类空化状态,且比 BP 神经网络的识别效果更好。深度学习网络对 4 类空化状态的识别仍然存在一定程度的误判,主要是因为状态 1 为正常状态,

而状态 2 时泵内空化程度很轻,这两种状态非常相近,区分难度很大,另外空化振动信号的特征容易被噪声所淹没,因此容易造成误判。

BP 神经网络对状态 1 和 2 的识别率不高,主要是因为状态 1、2 非常相近,空化特征不明显,神经网络无法有效地利用弱特征将空化程度较轻的状态 2 与正常状态 1 区分开来,而深度学习网络通过无监

督训练增强了特征学习能力,因此提高了对这两种空化状态的识别率,说明深度学习网络能够学习数据的弱特征,可以用于弱空化状态的检测。

深度学习网络消耗的时间比 BP 神经网络消耗的时间长,主要是因为深度学习网络包括了自底层向顶层的无监督训练和自顶层向底层的监督训练两个过程,训练过程比 BP 神经网络更加复杂,所以消耗时间较长。本文在研究时采用 Matlab 编程进行并行计算,主机的 CPU 为 AMD FX-8320,最高主频为 3.2 GHz,内存为 8 GB,这种条件时深度学习网络的最大耗时为 16 s,仍处于可接受范围内,若能提高主机性能,则耗时还会缩短。

无论是深度学习网络还是 BP 神经网络,对空化状态 4 的识别率都为 100%,主要是因为空化状态 4 时离心泵的扬程已经明显下降,泵内空化程度剧烈,大量的空泡不断地产生和破灭,对泵壳产生剧烈冲击,导致泵壳的振动与非空化和空化初期存在明显不同,因此无论是深度学习网络还是 BP 神经网络都能正确将其识别出来。

5 结 论

基于深度学习提出了一种能够有效识别离心泵空化状态的方法,并将其与 BP 神经网络进行了对比分析,得出了以下结论:

(1)深度学习网络对 3 种工况时的 4 类空化状态都有较高的识别率,3 种工况的总识别率都比 BP 神经网络高;

(2)对于正常状态 1 和轻微空化的弱空化状态 2,BP 神经网络的识别效果不佳,而深度学习网络通过无监督训练增强了特征学习能力,提高了对这两种空化状态的识别效果;

(3)深度学习网络比 BP 神经网络消耗时间多,主要是因为深度学习网络的训练过程比 BP 神经网络复杂;

(4)深度学习网络和 BP 神经网络都能够有效地识别出扬程降低大于 3% 的剧烈空化状态。

参考文献:

- [1] JOHANN F G. Centrifugal pumps [M]. Berlin, Germany: Springer, 2014: 287-292.
- [2] KIM K H, J P FRANC, CHAHINE G, et al. Advanced experimental and numerical techniques for cavitation erosion prediction [M]. Berlin, Germany: Springer, 2014: 3-6.
- [3] AL-HASHMI S, GU F, LI Y, et al. Cavitation detection of a centrifugal pump using instantaneous angular speed [C]//Proceedings of ESDA04 7th Biennial Conference on Engineering Systems Design and Analysis. New York, USA: ASME, 2004: 185-190.
- [4] CHINI S F, RAHIMZADEH H, BAHRAMI M. Cavitation detection of a centrifugal pump using noise spectrum [C]//ASME 2005 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. New York, USA: ASME, 2005: 13-19.
- [5] ESCALER X, FARHAT M, AUSONI P, et al. Cavitation monitoring of hydroturbines: tests in a Francis turbine model [C]//6th International Symposium on Cavitation. Wageningen, Netherlands: CAV, 2006: 1-5.
- [6] STOPA M M, CARDOSO F B J, MARTINEZ C B. Detection of incipient cavitation phenomenon in a centrifugal pump [C]//IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 1-6.
- [7] MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Vertical two-phase flow identification using advanced instrumentation and neural networks [J]. Nuclear Engineering and Design, 1998, 184(2): 409-420.
- [8] MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Flow regime identification methodology with neural networks and two-phase flow models [J]. Nuclear Engineering and Design, 2001, 204(1): 87-100.
- [9] 苏永生,王永生,段向阳.基于多传感器数据融合的喷水推进泵空化分类识别[J].振动与冲击,2012,31(18):93-96.
SU Yongsheng, WANG Yongsheng, DUAN Xiangyang. Classification of cavitation in a waterjet pump based on multi-sensor data fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(18): 93-96.
- [10] DE GIORGI M G, BELLO D, FICARELLA A. An artificial neural network approach to investigate cavitating flow regime at different temperatures [J]. Measurement, 2014, 47: 971-981.
- [11] DE GIORGI M G, FICARELLA A, LAY-EKUAKILLE A. Cavitation regime detection by LS-SVM and ANN with wavelet decomposition based on pressure sensor signals [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(10): 5701-5708.
- [12] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.

- [13] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [14] CIREGAN D, MEIER U, SCHMIDHUBER J. Multi-column deep neural networks for image classification [C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 3642-3649.
- [15] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2012, 29(6): 82-97.
- [16] KRIZHEVSKY A, HINTON G. Learning multiple layers of features from tiny images [D]. Toronto: University of Toronto, 2009.
- [17] ZHOU H, LOPEZ-ARTEAGA I, NIJMEIJER H. Broadband planar nearfield acoustic holography based on one-third-octave band analysis [J]. *Applied Acoustics*, 2016, 109: 18-26.
- [18] 苏永生, 王永生, 段向阳. 离心泵空化试验研究 [J]. *农业机械学报*, 2010, 41(3): 77-80.
SU Yongsheng, WANG Yongsheng, DUAN Xiangyang. Cavitation experimental research on centrifugal pump [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(3): 77-80.
- [19] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVICI D, et al. Greedy layerwise training of deep networks [EB/OL]. [2017-02-02]. <http://papers.nips.cc/paper/3048-greedy-layer-wise-training-of-deep-networks.pdf>.

(编辑 赵炜 苗凌)

(上接第 155 页)

- [6] 任淑红, 左洪福, 白芳. 基于带漂移的布朗运动的民用航空发动机实时性能可靠性预测 [J]. *航空动力学报*, 2009, 24(12): 166-171.
REN Shuhong, ZUO Hongfu, BAI fang. Real-time performance reliability prediction for civil aviation engines based on Brownian motion with drift [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2009, 24(12): 166-171.
- [7] 朱磊, 左洪福, 蔡景. 基于 Wiener 过程的民用航空发动机性能可靠性预测 [J]. *航空动力学报*, 2013, 28(5): 1006-1012.
ZHU Lei, ZUO Hongfu, CAI Jing. Performance reliability prediction for civil aircraft engine based on Wiener process [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2013, 28(5): 1006-1012.
- [8] 周经伦, 厉海涛, 刘学敏, 等. 维纳过程寿命预测的一种自助法 [J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(8): 1588-1592.
ZHOU Jinglun, LI Haitao, LIU Xuemin, et al. A boot-strap method of life prediction based on Wiener process [J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 2011, 31(8): 1588-1592.
- [9] SAXENA A, KAI G, SIMON D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation [C]// *International Conference on Prognostics and Health Management*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-9.
- [10] CAPOCELLI R M, RICCIARDI L M. On the transformation of diffusion processes into the wiener process [J]. *Journal of Mathematical Analysis & Applications*, 1980, 54(1): 185-199.
- [11] SI X S, WANG W, HU C H, et al. Remaining useful life estimation based on a nonlinear diffusion degradation process [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(1): 50-67.
- [12] RAMASSO E, ROMBAUT M, ZERHOUNI N. Joint prediction of continuous and discrete states in time-series based on belief functions [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2012, 43(1): 37-50.
- [13] JAVED K, GOURIVEAU R, ZERHOUNI N. A new multivariate approach for prognostics based on extreme learning machine and fuzzy clustering [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(12): 2626-2639.

(编辑 赵炜)