

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413391

# 一种可解释性空时模型的风力发电机 轴承智能诊断新框架\*

李学军<sup>1,2</sup>, 刘治新<sup>1</sup>, 杨同光<sup>1,2</sup>, 韩清凯<sup>2</sup>, 蒋玲莉<sup>1,2</sup>

(1. 佛山大学机械工业转子振动监测及诊断技术重点实验室 佛山 528225; 2. 东北大学佛山研究生创新学院  
机械工业转子振动监测及诊断技术重点实验室 佛山 528225)

**摘要:**针对大功率变频风力发电机轴承故障特征难以挖掘以及现有深度学习模型存在可解释性差的关键难题。开发了一种轻量化空时信息融合模型的智能诊断新框架,命名为BSTA-Net,其着眼于解决实际工程中风力发电机轴承故障难以识别的问题。首先,设计了轴承故障特征空时信息融合模块,并创造性地开发了一种双向的时序信息特征融合新策略,将该策略巧妙运用到所提BSTA-Net框架中,进而充分提取故障数据中的细粒度特征,并在风力发电机轴承状态监测中实现首次尝试。其次,在所提框架中引入特征聚焦模块进行优化,使其能够精准的充分注意到重要的信息,抛弃无用的故障敏感特征,使得所提框架在交变电压冲击和变载荷等复杂工况下,依然具备优秀的学习能力。最后,基于同一数据集,从多个维度对BSTA-Net框架等8种方法的诊断性能进行了对比分析,并将诊断结果与BST-Net等7种方法进行对比分析,结果表明,所提框架具有良好的优越性和泛化性,此项研究为轴承故障识别提供了新思路。将t-SNE和显著性区域检测技术引入所提BSTA-Net框架对故障特征挖掘过程进行物理归因解释,进而提升框架在决策过程中的可信性。

**关键词:** 智能诊断; 轴承; 空时模型; 可解释性

**中图分类号:** TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4047

## A new intelligent diagnosis framework for wind power insulated bearings based on spatio-temporal models of interpretable lightweight

Li Xuejun<sup>1,2</sup>, Liu Zhixin<sup>1</sup>, Yang Tongguang<sup>1,2</sup>, Han Qingkai<sup>2</sup>, Jiang Lingli<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Rotor Vibration Monitoring and Diagnosis Technology for Machinery Industry, Foshan University, Foshan 528225, China; 2. Key Laboratory of Rotor Vibration Monitoring and Diagnosis Technology for Machinery Industry, School of Foshan Graduate Innovation Northeastern University, Foshan 528225, China)

**Abstract:** Mining bearing fault characteristics in high-power variable-frequency wind turbines is challenging, and existing deep learning models suffer from poor interpretability. To address these issues, a new intelligent diagnosis framework of lightweight space-time information fusion model, named BSTA-Net, is developed to enhance bearing fault identification in practical engineering applications. Firstly, a bearing fault feature space-time information fusion module is designed, and a new bidirectional timing information feature fusion strategy is creatively developed. The strategy is cleverly applied to the proposed BSTA-Net framework to fully extract the fine-grained features from the fault data, marking the first attempt to apply such an approach to wind turbine bearing condition monitoring. Secondly, the feature focusing module is introduced into the proposed framework for optimization, enabling it to effectively prioritize critical fault-related information while discarding irrelevant or noisy features. This ensures that the model maintains robust learning capabilities even under complex conditions such as alternating voltage shocks and variable loads. Finally, based on the same data set, the diagnostic performance of 8 methods such as BSTA-Net framework is compared from multiple dimensions, and the diagnostic results are compared with 7 methods such as BST-Net. The results show that the proposed framework exhibits superior superiority and strong generalization ability, providing a new idea for bearing fault identification. Furthermore, T-SNE and significance region detection

收稿日期: 2024-10-18 Received Date: 2024-10-18

\* 基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金 (2023A1515240083)、广东省基础与应用基础研究基金 (2024A1515240061) 项目资助

technology are introduced into the BSTA-Net framework to explain the physical attribution of fault feature mining process, thereby improving the reliability of the framework in the decision-making process.

**Keywords:** intelligent diagnosis; bearing; spatio-temporal models; interpretability

## 0 引言

在现代工业系统中,轴承被誉为高端旋转系统的“心脏”<sup>[1]</sup>,在风力发电机领域中,由于风载变化的不确定性导致发电机转速不稳定,需要使用变速恒频技术使发电机在工作时保证输出电流频率稳定,而利用脉宽调制变频器进行调频时,其高频的绝缘栅门极晶体管开关动作使开关器件两端的电压会在很短的时间内发生快速的升高或降低,进而导致发电机内存在共模电压。当轴承分压大于轴承滚珠与滚道间油膜耐压值时,就会击穿油膜产生电火花放电,放电瞬间释放的能量使滚动体与滚道接触的局部区域迅速升温,发生点蚀、烧伤、条状伤痕等轴电流损伤电蚀故障。

陶瓷喷涂绝缘轴承可有效抑制轴承电蚀问题,其已成为大功率变频电机的关键基础部件。陶瓷喷涂轴承与其他工业轴承不同,其具有耐高温性、耐磨损性、耐腐蚀性等优越性能。但是随着风电功率增加,风载强度与变化频率也更大,同时由于风力发电机轴承结构的复杂性,使得绝缘轴承仍然存在电蚀失效问题。并且随着服役环境日益苛刻轴承服役过程中绝缘性能会快速衰减,据统计,几乎所有的变频控制电动机的轴承均存在这种故障<sup>[2]</sup>。因此,研究行之有效的风力发电机轴承智能监测与诊断技术,对确保机械装备安全服役具有重要意义。

传统的故障诊断方法一般包括3个步骤:特征提取、特征选择和故障分类<sup>[3-4]</sup>。机械工业智能化水平日益提高,现代旋转机械故障诊断步入大数据时代,以时频域特征分析<sup>[5]</sup>、支持向量机<sup>[6]</sup>及专家系统<sup>[7]</sup>等为代表的传统故障诊断方法,在数据处理和故障诊断精度等方面存在泛化性能不强的问题。近年来,深度学习作为人工智能领域一种新兴的关键技术<sup>[8]</sup>,其可以自动的表征数据与故障征兆之间复杂的非线性映射关系,取得了比传统诊断方法更好的诊断效果<sup>[9]</sup>。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)<sup>[10-11]</sup>,其凭借强大的特征提取和数据处理优势,在机械故障诊断领域得到迅猛发展。

田森等<sup>[12]</sup>提出一种基于聚类领域自适应卷积神经网络的风力发电机滚动轴承故障诊断方法。但受限于特征提取和时序预测能力不足,仍存在着精度不高的问题。Li等<sup>[13]</sup>提出了一种新的多分支卷积神经网络,它代表了一种改进流向策略的多分支去噪卷积网络。然而,

其训练时间长,且计算资源消耗严重,难以在实际工程中得到进一步应用。刘洋等<sup>[14]</sup>提出一种将注意力模块与一维卷积神经网络相结合的滚动轴承故障诊断模型。增加了注意力机制,使模型的可解释性增强。但是存在单一传感器诊断中因特征信息不全而导致诊断精度偏低的问题。张博文等<sup>[15]</sup>提出了一种基于转子位移概率密度信息-CNN的航空发动机轴承故障诊断方法研究。然而其只能针对单一信息域进行特征学习,因此诊断精度和泛化性能仍有待提升。

循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对序列的非线性特征学习具有特殊优势,可深入学习振动信号中蕴含的强时序相关性,对提高故障诊断精度有重要意义。姚立等<sup>[16]</sup>提出一种基于深度卷积网络和循环神经网络相结合的滚动轴承故障诊断方法。然而,RNN容易出现梯度消失或梯度爆炸的问题,导致模型难以训练或无法收敛。郭子冉等<sup>[17]</sup>提出一种基于伺服电机转速信号的轴承和不对中复合故障的诊断方法。提高了电机轴承在不对中复合故障干扰下的轴承故障识别精度,然而过度依赖专业知识,处理过程复杂,易导致冗余特征或特征丢失的现象。Zhang等<sup>[18]</sup>提出了一种基于声压信号和长短期记忆网络的微型涡轮叶片早期弱故障识别方法。但是长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络的训练时间较长,参数较多,该方法容易产生过拟合。综上所述,利用循环神经网络虽然在一定程度上学习时间序列特性,然而,对于大量的数据,循环神经网络在提取故障数据的非线性特征方面会遇到困难,并表现出缓慢的收敛速度及较差的稳定性。

门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)使用一种门控机制来有效克制循环神经网络缺陷,其使用一个更新门替代输入门和遗忘门,从而有效减少参数,使其在诊断领域取得成功应用。Zhou等<sup>[19]</sup>开发了一种可信的智能故障诊断框架。Zhu等<sup>[20]</sup>提出了一种基于多尺度卷积神经网络和门控循环单元的滚动轴承故障诊断方法。尽管GRU网络可以处理变长的时间序列和相互依赖的时间序列数据,然而其结构比较复杂,难以理解和解释其底层逻辑。王超群等<sup>[21]</sup>提出一种基于门控循环单元的胶囊网络模型。杨平等<sup>[22]</sup>提出一种基于卷积门控循环神经网络的轴承故障诊断模型。尽管上述方法具有较强的特征学习能力,但轴承数据不仅具有时序信息的特征,尤其在面对故障信息丰富多变、实际工况交替复杂时往往会导致诊断效果不理想和泛化性能欠佳的问题。

注意力机制源于人类观察事物的专注力,本质上是一种权重概率分布机制,可对重要信息赋予高权重以提取关键特征。Xu等<sup>[23]</sup>提出一种全局上下文特征聚合网络。Fang等<sup>[24]</sup>提出一种基于自激活函数的变压器修改卷积单元,使变压器与卷积神经网络有机地结合为一个整体。Man等<sup>[25]</sup>基于列车转向架方向图提出一种新的转向架故障诊断方法。Yu等<sup>[26-27]</sup>借鉴注意力机制的思想原理进行改进,提出一种具有特殊形式的自注意力机制。Zhang等<sup>[28]</sup>提出一种基于瓶颈层自关注机制的改进去噪自编码器的轴承故障检测方法,该方案只使用健康数据进行训练。Zhu等<sup>[29]</sup>利用带有自关注机制的残差混合网络构建的健康指标,提出一种新的旋转机械剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测方法。上述模型不仅解决了传统故障诊断方法诊断结果不确定性高的问题,而目前将轻量级网络与自注意力机制模块结合的研究较少。综上所述,深度学习在故障诊断领域中表现出巨大的潜力。但是考虑到现代工业系统的复杂性和机械工况的多变性,尤其是面对大功率风力发电机轴承的故障识别,现有模型仍存在以下缺点:一方面轴承性能退化数据往往具有时间序列的特点,在轴电流微损伤与疲劳磨损的交互作用下,使得轴承绝缘性能退化速率和机械结构损伤具有强时变性,因此,考虑如何充分挖掘轴承故障数据的时序特征已成为一个亟待攻克的关键难题。另一方面尽管现有数据驱动机械设备故障诊断方法在识别性能上取得较大进展,但是仅由数据驱动的故障诊断方法的内在运作机制和推断过程难以被人类理解,缺乏可解释性。为解决上述问题,主要研究内容如下:

1) 开发一种轻量化空时模型的智能诊断新框架(bidirectional spatio-temporal self-attention mechanism network, BSTA-Net),着眼于解决实际工程中轴承故障难以识别的问题,尤其是在交变电压和变载荷等恶劣服役环境下,使得轴承故障实现首次智能化识别,此项研究为轴承故障识别提供了新思路。

2) 考虑到轴承故障数据具有强大的时变性,使得现有模型在训练时会出现全局收敛性差和计算复杂的难题。创新性的开发了一种双向的时序信息特征融合新策略,将该策略巧妙运用到所提BSTA-Net框架的细粒度特征提取模块中,并在风力发电机轴承状态监测中实现首次尝试,对保障轴承长寿命和安全稳定运行提供了新的途径。

3) 基于实测的同一轴承数据集,从多个维度对所提BSTA-Net的诊断性能进行了评价,并将诊断结果与双向空时网络(bidirectional spatio-temporal network, BST-Net)等7种方法进行对比分析,结果表明,该框架对轴承故障实现了精准识别,验证了该框架具有较高的优越性和泛化性。为了能够以更为直观的方式认知复杂的BSTA-Net框架的决策过程和决策依据,引入 $t$ 分布随机领域嵌

入( $t$ -distributed stochastic neighbor embedding,  $t$ -SNE)降维技术将框架挖掘的轴承故障特征进行可视化,进而提升诊断框架的可信赖性。

## 1 理论知识

### 1.1 空间信息模型

Squeeze-Net是由Iandola等<sup>[30]</sup>设计的一种轻量化网络模型,Squeeze-Net提出了Fire模块的子结构。Fire模块结构包含两层卷积层:压缩层和扩展层,卷积操作可视为卷积核与前一层特征图做卷积,并通过激励函数进行非线性变换形成输出特征图,具体计算为:

$$\mathbf{X}_{i,j}^{l+1} = f\left(\sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^m (\mathbf{X}_{i,j}^l * \mathbf{w}_{i,j}^l) + b_j^l\right) \quad (1)$$

式中:输入数据 $\mathbf{X}_{i,j}^l$ 表示网络的第 $l$ 层的第 $i$ 个尺寸的第 $j$ 个特征值; $\mathbf{X}_{i,j}^{l+1}$ 表示网络的第 $l+1$ 层的第 $i$ 个尺寸的第 $j$ 个特征值;\*表示离散卷积运算符; $f(\cdot)$ 为激活函数。

池化层是实现池化操作的网络层,池化操作通常在卷积层之后使用,在降低特征维度的同时保留显著特征信息,具有空间不变性的特性。池化操作具体可表示为:

$$P_{MP}^{(i,j)} = \max_{(j-1)W+1 \leq t \leq jW} \{a^{(i,t)}\} b_i \quad (2)$$

式中: $W$ 表示池化区域宽度; $P^{(i,j)}$ 表示第 $l$ 层第 $i$ 帧第 $t$ 个神经元的激活值; $a^{(i,t)}$ 表示池化结果。Fire卷积块堆叠得到Squeeze-Net模型结构如图1所示。

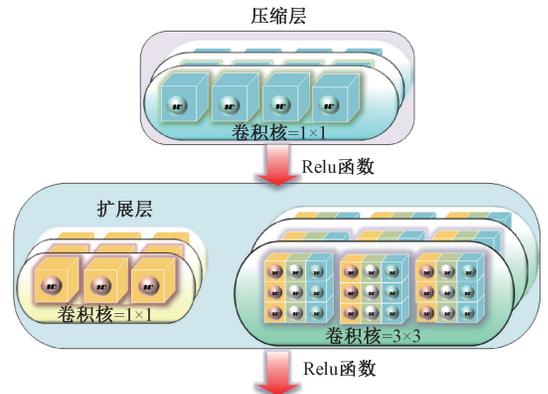


图1 Fire模块中组织卷积核的微观结构

Fig. 1 Microstructure view of convolutional nuclei in the Fire module

### 1.2 时间信息模型

门控循环单元是循环神经网络的一种变体<sup>[31]</sup>,其能捕捉时间序列中时间步距离较大的依赖关系。但是此类具有门控机制的循环神经网络内部结构却更为复杂,导致其无法并行计算<sup>[32]</sup>。为了提高循环神经网络的训练速度,Lei等<sup>[33]</sup>在长短时记忆网络和门控循环单元的基础上提出了简单循环单元(simple recurrent unit, SRU)模

型。该网络结构中主要包含输入门、遗忘门、复位门、输出门、内部状态和残差连接等部分。简单循环单元通过解除内部计算对上一时刻隐状态的依赖,并对整体的门结构进行改进,进而确保网络具有 LSTM 的性能,其内部结构如图 2 所示。

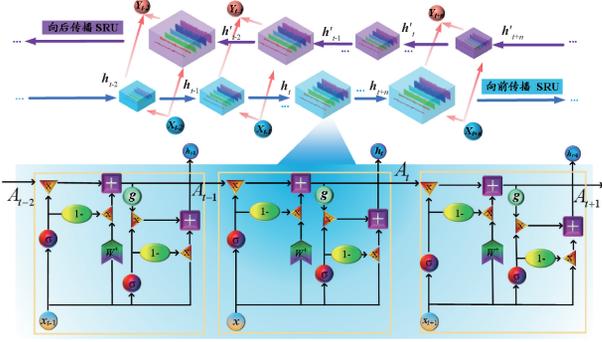


图 2 双向 SRU 的时间信息模型结构

Fig. 2 Time information model structure of bidirectional SRU

$x_t$  表示在  $t$  时刻的输入;  $f_t, r_t, A_t, A_{t-1}$  分别表示遗忘门、重置门、当前时刻  $t$  的隐藏状态和前一时刻  $t-1$  的隐藏状态。  $h_t$  表示  $t$  时刻的输出;  $\sigma$  和  $g$  代表 Sigmoid 函数和激活函数。 SRU 模型的计算公式如式(3)~(7)所示。

$$f_t = \sigma(W_f x_t + b_f) \quad (3)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + b_r) \quad (4)$$

$$y_t = \sigma(W^1 x_t) \quad (5)$$

$$A_t = f_t \odot A_{t-1} + (1 - f_t) \odot y_t \quad (6)$$

$$h_t = r_t \odot g(A_t) + (1 - r_t) \odot T_t \quad (7)$$

式中:  $W_f, W_r$  和  $W^1$  为参数矩阵,  $b_f, b_r$  为偏置, 均为训练时需学习的参数向量。从 SRU 的计算过程可知式(3)~(4)都具有独立性, 不依赖前一时刻  $A_{t-1}$  的信息, 所以对其进行并行化计算处理。

$$U^T = \begin{bmatrix} w \\ w_f \\ w_r \end{bmatrix}^{3d \times D} [x_1, x_2, \dots, x_L]^{D \times L} \quad (8)$$

式中:  $w, w_f, w_r \in \mathbf{R}^{d \times D}, U \in \mathbf{R}^{L \times 3d}$ 。对于一个批次中的  $B$  个样本, 可以先计算得到张量  $U(L, B, 3d)$ , 该方式能实现程序的并行化处理, 从而能迅速和简洁地进行计算。

特征提取层以流矩阵  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  为输入, 双向简单循环单元 (bidirectional simple recurrent unit, Bi-SRU) 网络包含一个前向简单循环单元网络  $\overrightarrow{SRU}$ , 从  $x_1$  到  $x_n$  读取  $x$ , 一个后向 SRU 网络  $\overleftarrow{SRU}$ , 从  $x_n$  到  $x_1$  读取  $x$ , 如式(9)~(10)所示。

$$\overrightarrow{h}_t = \overrightarrow{SRU}(\overrightarrow{h}_{t-1}, x_t), t \in [1, N] \quad (9)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \overleftarrow{SRU}(\overleftarrow{h}_{t-1}, x_t), t \in [1, N] \quad (10)$$

式中:  $\overrightarrow{h}_t$  为前向隐藏状态, 收集序列中  $x_t$  之前的信息;

$\overleftarrow{h}_t$  为向后隐藏状态, 收集  $x_t$  之后的信息; 初始隐藏状态向量  $\overrightarrow{h}_0$  和  $\overleftarrow{h}_{N+1}$  均为  $\mathbf{0}$  向量。将  $\overrightarrow{h}_t$  与  $\overleftarrow{h}_t$  拼接在一起, 得到时间步  $t$  处的汇总信息  $h_t$ , 即  $h_t = [\overrightarrow{h}_t, \overleftarrow{h}_t]$ 。

为更进一步获得振动数据的高阶特征, 将 Bi-SRU 网络堆叠  $M$  层,  $t$  时刻第  $i$  层的输入为该时刻第  $i-1$  层的输出  $h_t^{i-1}$ , 如式(11)~(12)所示。

$$\overrightarrow{h}_t^i = \overrightarrow{SRU}(\overrightarrow{h}_{t-1}^{i-1}, h_t^{i-1}), t \in [1, N], i \in (1, M) \quad (11)$$

$$\overleftarrow{h}_t^i = \overleftarrow{SRU}(\overleftarrow{h}_{t-1}^{i-1}, h_t^{i-1}), t \in [1, N], i \in (1, M) \quad (12)$$

式中: 在  $t$  时刻第  $i$  层的汇总信息表示为  $h_t^i = [\overrightarrow{h}_t^i, \overleftarrow{h}_t^i]$ 。最后, 将最后一层每个时间步生成的隐藏状态拼接得到特征提取层的输出, 如式(13)所示。

$$h_N = [h_1^M, h_2^M, \dots, h_N^M] \quad (13)$$

经过  $M$  层 Bi-SRU 网络的特征提取过程, 特征向量  $h_N$  高度聚合了轴承的双向信息, 能够使模型更准确地对轴承故障进行分类。

### 1.3 自注意力机制

注意力机制可从复杂繁多的信息中遏抑与目标结果无关的冗余信息<sup>[34]</sup>, 其输入的时间序列为  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in \mathbf{R}^{D_x \times N}$ , 对于每个输入  $x_i$  将其线性映射到 3 个不同的空间, 得到查询向量  $q_i \in \mathbf{R}^{D_k}$ 、键向量  $k_i \in \mathbf{R}^{D_k}$  和值向量  $v_i \in \mathbf{R}^{D_k}$ 。输出时间序列为  $H = [h_1, h_2, \dots, h_n] \in \mathbf{R}^{D_v \times N}$ 。对于整个输入时间序列  $X$ , 线性映射过程可以表示为:

$$Query = W_q X \in \mathbf{R}^{D_k \times N} \quad (14)$$

$$Key = W_k X \in \mathbf{R}^{D_k \times N} \quad (15)$$

$$Value = W_v X \in \mathbf{R}^{D_v \times N} \quad (16)$$

式中:  $W_q \in \mathbf{R}^{D_k \times D_x}, W_k \in \mathbf{R}^{D_k \times D_x}, W_v \in \mathbf{R}^{D_v \times D_x}$  分别为线性映射参数矩阵,  $K = [k_1, k_2, \dots, k_n], V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$  分别为由查询向量、键向量和值向量构成的矩阵,  $D_k$  和  $N$  分别表示矩阵维度。自注意力机制对时序数据的计算过程如图 3 所示。

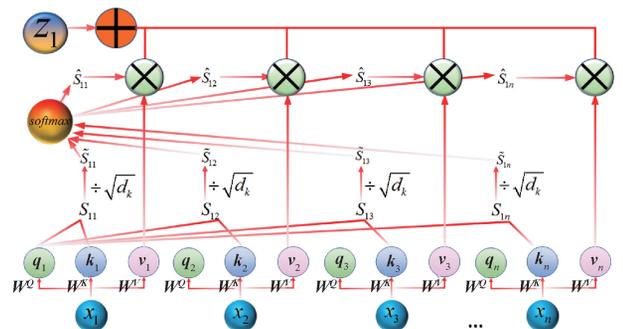


图 3 自注意力机制的计算流程

Fig. 3 Calculation process of self-attention mechanism

对于输入时间序列中每一个查询的  $q_n \in Query$ , 可以得到输出向量  $H_n$ 。

$$H_n = \text{att}((K, V), q_n) = \sum_{j=1}^n \alpha_{nj} v_j = \sum_{j=1}^n \text{Softmax}(s(k_j, q_n)) v_j \quad (17)$$

式中:  $n, j \in [1, 2, \dots, N]$  为输出和输入向量序列的位置;  $\alpha_{nj}$  表示第  $n$  个输出关注到第  $j$  个输入的权重。

## 2 轴承故障诊断框架

### 2.1 诊断流程

为实现轴承故障实现智能化识别, 创新性的开发了一种轻量化空时模型的智能诊断新框架。其诊断的步骤为:

1) 信号采集: 利用 2 个加速度振动传感器分别收集风力发电机传动端和非传动端轴承振动信号, 进而高效的获取真实的轴承故障数据。

2) 数据集创建: 将所有的轴承振动信号进行归一化预处理, 构建轴承数据集, 并将数据集随机划分为训练集和测试集。

3) 框架设计: 根据输入数据尺寸以及输出的故障类

别数量, 首先, 设计了轴承空时特征融合模块; 其次, 设计了特征聚焦模块; 最后, 对所提 BSTA-Net 框架的权值和偏置参数进行初始化。

4) 模型训练: 首先将部分实测的轴承故障数据的训练集输入到 BSTA-Net 框架进行预训练, 通过反向传播算法更新策略训练模型参数, 并根据迭代曲线选定学习率、迭代次数等框架的超参数。然后, 将训练集数据输入 BSTA-Net 框架中进行前传播, 利用 BSTA-Net 框架学习轴承故障特征。最后, 依据输出结果对 BSTA-Net 框架的权重参数进行调整, 重复更新过程, 降低损失函数值, 提高诊断精度, 直到获得最优 BSTA-Net 框架。

5) 智能诊断: 将同一测试集数据分别输入到训练好的 BSTA-Net 框架等 8 种方法中进行训练, 获得轴承故障分类结果, 并将 8 种分类结果进行对比分析, 从而进一步验证 BSTA-Net 框架的优越性。

### 2.2 所提框架的结构设计

由于轴承结构的复杂性、耦合的关联性以及激励的多源性, 使得轴承故障特征难以发现。因此, 设计了 BSTA-Net 框架, 所提 BSTA-Net 框架的结构主要分为细粒度特征提取模块、粗粒度特征提取模块和特征聚焦模块 3 个部分, 该框架每个结构的组成及参数如图 4 所示。

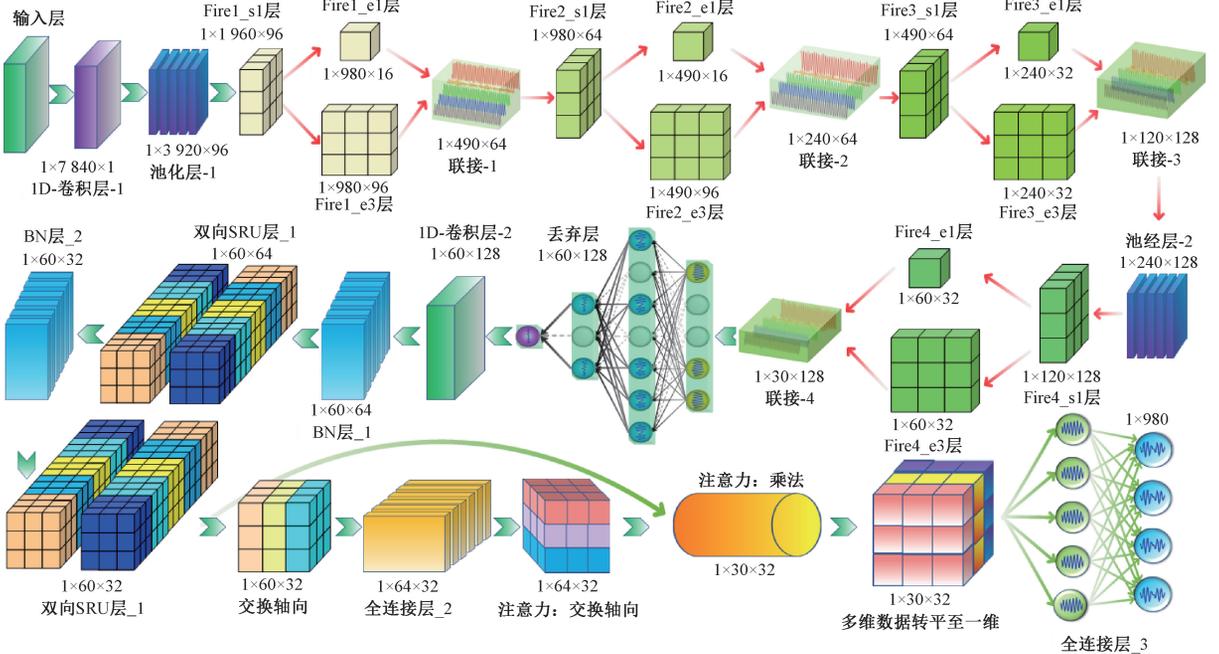


图 4 所提 BSTA-Net 框架结构与参数

Fig. 4 The proposed BSTA-Net framework structure and parameters

BSTA-Net 框架结构为:

1) 细粒度特征提取模块: 该模块主要由输入层、一维卷积层、池化层和 Fire 层 4 个部分组成。首先, 将实测的轴承故障数据直接输入到 BSTA-Net 框架中, 为适应轴承

一维时域振动信号时间序列的结构特性, 将 BSTA-Net 框架的卷积核和池化核均设计为一维结构。然后, 凭借 Squeeze-Net 架构轻量化思想的启发, 在该模块设计了 4 层 Fire 层替代深层卷积神经网络, 使得网络中卷积核

尺寸由 3×3 简化为 1×1,同时将输入通道的数量减少至 3×3。最后,为自适应拾取轴承故障状态隐藏的非线性特征表达和数据内部的拓扑结构特征,引入缩放指数线性单元 (scaling exponential linear unit, SELU) 函数作为激活单元对特征映射进行非线性处理,其函数表达如式 (18) 所示。

$$SELU(x) = scale * \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha(e^x - 1), & x < 0 \end{cases} \quad (18)$$

线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU) 是非饱和非线性函数,有助于更快地训练网络。但是负值部分输出为 0,落入此区域的神经元梯度将永远为 0,另外输出为非负值,不以零值为中心。SELU 激活函数与常用的 ReLU 激活函数相比,SELU 激活函数该单元主要利用一个函数映射前后两层神经单元使得激励值逼近于零均值和单位方差。其不仅具有 ReLU 激活函数的优点,而且能够对输入数据进行归一化处理,更好地实现了对输入数据的非线性映射。

2) 粗粒度特征提取模块:该模块主要由丢弃层、一维卷积层、批量归一化 (batch normalization, BN) 层和 Bi-SRU 层组成。首先,将由细粒度特征提取模块提取到的特征图输入到该模块,为了增加所提 BSTA-Net 框架的抗干扰能力,整个框架在各个特征学习阶段后都引入丢弃层。在所提框架中引入 BN 层,通过对神经网络中每一层的输入数据进行归一化处理,使得每层的输入分布相对稳定,可以使数据在激活函数的敏感区域,缓解梯度消失的现象,提升网络模型的稳定性和泛化性。与长短时记忆网络以及门控循环单元等循环神经网络不同,简单循环单元解除了对前一时间刻隐藏层输出结果的依赖性,同时简单循环单元在抽取长距离依赖时,时间越远的输入对当前时刻影响越小,时间越近影响越大。考虑到单个方向的简单循环单元抽取序列特征会更受当前时刻的输入影响,进而不能达到丰富特征信息的目的,因此。为了更好地同时捕获两个方向的时序特征,采用双向简单循环单元编码器,将模块参数更少,性能更强的简单循环单元通过正向反向相结合的方式设计,达到丰富特征信息的目的,然后将同一时刻的特征融合,得到最终每个时刻的特征表达。确保所提 BSTA-Net 框架能拥有双向的积聚依赖信息,最终得到的特征信息包含有轴承实测原始振动信号的空间特征与时间特征,进一步提升对轴承故障诊断的容错性。

3) 特征融合识别模块:该模块主要由交换轴向层、全连接层、自注意力层、数据转平层和输出层 5 个部分组成。首先,将特征信息包含轴承原始信号的空间特征和时间特征作为本模块的输入,通过交换轴向层以获得内部特征表示。然后使用局部跨通道交互策略对不同通道进行权值计算,并通过 Sigmoid 函数输出,使用数据转平层代替全连接层,可减少模型参数和计算复杂度。最后,

Softmax 函数将神经元输出转换为关于 10 种轴承故障类型的概率分布,将具有不同权重的特征输入到分类器进行故障分类,从而对轴承故障实现分类。所提框架对轴承训练时使用的是自适应动量估计 (adaptive moment estimation, Adam) 优化器<sup>[35]</sup>。

## 3 实验描述

### 3.1 实验设置

为验证所提模型的有效性,采用双馈风力发电机试验平台采集的振动数据对所提模型进行验证。将绝缘轴承分别安装在实际的大功率变频控制的双馈风力发电机试验平台上,获取实测的发电机绝缘轴承故障数据。并在同一采样频率分别采集 2.5、2 和 1.5 MW 负载下绝缘轴承故障加速度信号用于验证所提 BSTA-Net 框架的负载泛化试验分析,如图 5 所示。

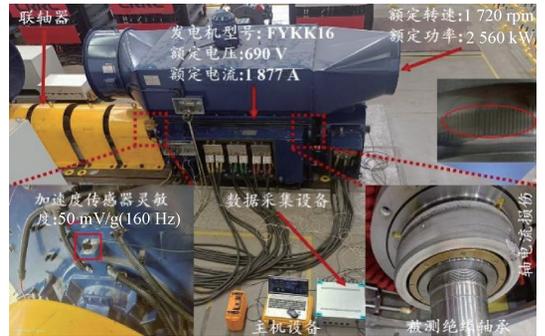


图 5 大功率变频控制的双馈风力发电机试验平台

Fig. 5 Double-fed wind turbine test platform with high power frequency conversion control

由图 5 可知,该试验平台主要包括发电机传动系统、发电机控制系统、轴承测试系统和被测绝缘轴承 4 部分组成,其中,双馈风力发电机的额定频率是 50 Hz。基于数据采集设备和主机设备,通过安装在靠近传动端和非传动端轴承位置的加速度传感器对振动信号进行采集。实验中采用加速度振动传感器,传感器安装到轴承座上方并垂直于传动轴。在机械疲劳与轴电流耦合损伤下,通过调节被试电动机的转速、负载转矩和电压等参数,使轴承在不同负载作用下,分别采集绝缘轴承外圈电蚀故障、内圈轴电流损伤故障和外圈圆柱面涂层剥落故障 3 种故障的不同健康状态的实测数据。

为满足奈奎斯特采样定理和保证 BSTA-Net 框架能对所采集的数据进行充分学习,并满足框架训练和测试对数据长度的要求,试验采样时间设置为 600 s。实验中轴承外圈与发电机轴承支座固定,轴承内圈随发电机主轴旋转,被测轴承的型号为 6330。实验过程中利用转速控制器用于调节转速,使风力发电机转速保持在额定转速 1 720 r/min。

### 3.2 数据描述

本试验采用采样频率为 12 800 Hz 大功率变频控制的双馈风力发电机驱动端轴承的故障数据,采集了 4 种不同工况时(0、2.5、2、1.5 MW)的轴承振动信号。在每种工况下,对轴承外圈圆柱表面涂层剥落、内滚道轴电流损伤和外滚道点蚀故障 3 种故障分别引入轻度、中度和重度等不同健康状态的轴承进行了试验,加上健康状态的轴承的试验数据,每个工况都有 10 种不同的故障类型。

选取负载为 2.5 MW 工况下,轴承 10 种不同健康状态的原始时域振动信号进行分析,时域波形图如图 6 所示。由图 6 可知,轴承健康状态的振动信号幅度最

小,幅值大小均为 0.7 g 左右,当轴承出现故障时,振动信号的幅度将明显增大,幅值大小均在 1.5 g 以上,尤其是当轴承出现重度故障时,振动信号的幅度达到 2.5 g 以上。同时,可以看出轴承 10 类不同健康状态的振动信号的幅值和相位存在一定差别,并且振动信号非平稳特征十分显著,没有明显的单一特征频率,振动信号中夹杂较多噪声信号。尤其对于轴承重度故障状态,与其他状态相比,其振动信号中存在明显的冲击成分,且幅值较大,几乎是其他状态信号幅值的 2~3 倍。但是,仅仅单独从时域角度对轴承故障进行表征,难以有效的揭示其故障特征,进而无法对轴承故障状态进行准确地分类辨识。

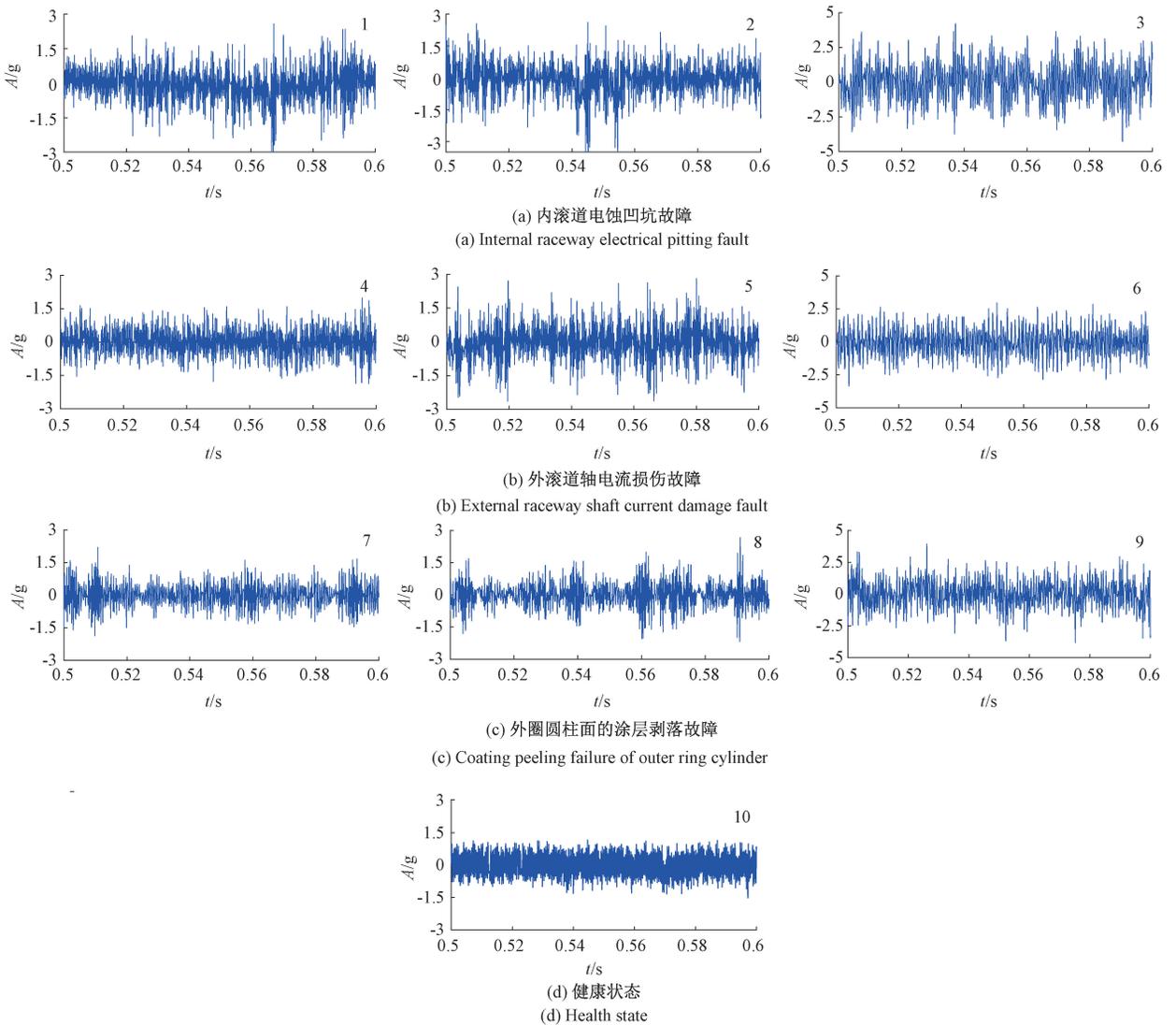


图 6 轴承 10 类不同健康状态的时域波形

Fig. 6 Time domain waveform of 10 types of bearing with different health state

由于篇幅有限,选取内滚道电蚀凹坑故障、外滚道轴电流损伤故障、外圈圆柱面的涂层剥落故障 3 种故

障的重度类型和健康状态的振动信号进行频域分析, 频域波形图如图7所示。由图7(a)~(c)可知, 当轴承出现故障时, 其振动信号的频域幅值整体显著高于轴承健康状态的幅值, 其频域谱峰达到0.15~0.30 g左右。由图7(d)可以发现, 轴承健康状态的频域幅值

相对较低, 其频域谱峰达到约为0.05 g左右, 当轴承出现故障时的幅值为健康状态的3倍左右。同时发现, 轴承故障数据存在大量的故障倍频成分, 大部分故障特征频率被干扰。因此, 无法准确判断轴承的故障类型。

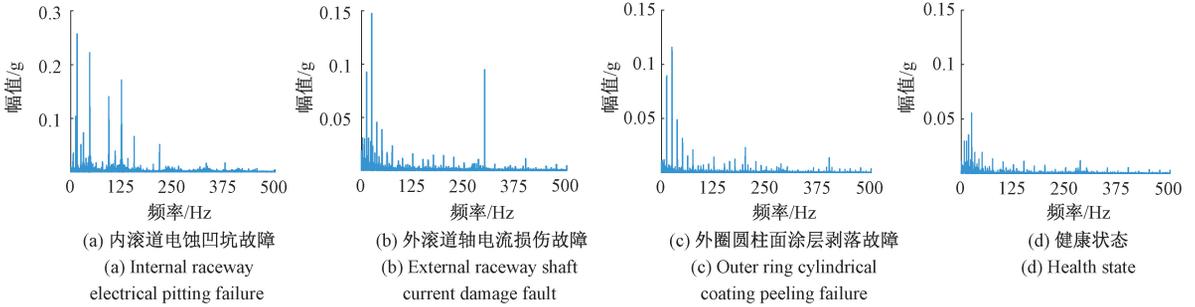


图7 轴承10类不同健康状态的频域波形

Fig. 7 Frequency domain waveform of 10 types of of bearing with different health states

### 3.3 所提框架超参数调优

深度学习中, 超参数与神经网络中需要训练的参数有所不同, 超参数的设置会导致模型诊断性能的差异, 为提高模型的综合性能, 采用控制变量法, 使用不同的学习率和批量尺寸对进行模型训练, 通过一系列对比实验得到模型的最优参数, 使模型达到最好的收敛效果。

1) 学习率作为深度学习模型中一个关键的参数, 其值大小决定在一个最小尺寸中权重参数在梯度方向上所移动的步长, 影响了模型收敛至最小值的速度。针对所提框架学习率的取值开展对比实验, 利用实测的轴承故障数据输入到所提框架中, 在学习率不同取值时, 得到框架训练过程中的损失率曲线如图8所示。

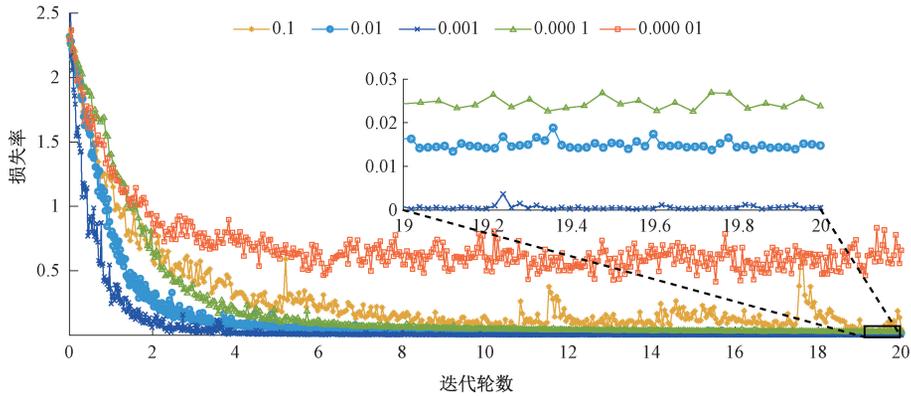


图8 学习率不同取值所提框架训练过程中的损失率曲线对比

Fig. 8 The loss rate curve in the training process of the frame with different values of learning rate is compared

由图8可知, 当学习率为0.001时, 损失率曲线能够迅速的降到最小值且整体平滑, 同时曲线波动范围小; 当学习率为0.00001时, 损失率曲线波动最大, 并且收敛速度较慢。当学习率为0.01、0.001和0.0001时, 所提框架训练损失率曲线波动范围相对较大, 所提框架训练收敛速度较慢。因此, 随着迭代次数的不断增多, 当学习率为0.001时, 所提框架能够更快更精确地收敛至全局最优。

比, 利用实测的海上风力发电机轴承故障数据输入到所提框架中, 在不同的批量尺寸取值时, 得到框架训练过程中的损失值曲线如图9所示。

2) 批量尺寸决定了深度模型在训练过程中的单次样本处理量, 在一定程度上影响模型的故障诊断性能和训练效率。针对批量尺寸对所提框架的性能影响进行对

比, 利用实测的海上风力发电机轴承故障数据输入到所提框架中, 在不同的批量尺寸取值时, 得到框架训练过程中的损失值曲线如图9所示。由图9可知, 随着迭代次数不断增多, 当批量尺寸为64时, 所提框架训练过程中的损失率曲线波动最小, 收敛速度快, 且整体平滑, 诊断精度最高。当批量尺寸为16时, 所提框架训练过程中的损失率曲线波动较大, 且收敛速度较慢, 且当所提框架迭代12轮时, 其损失率曲线依然具有较大的波动。当批量尺寸为256时, 所提框架训练过程中的损失率曲线不能有效地收敛到最小值, 说明所提框架训练过程中陷入局部最优。因此, 将批

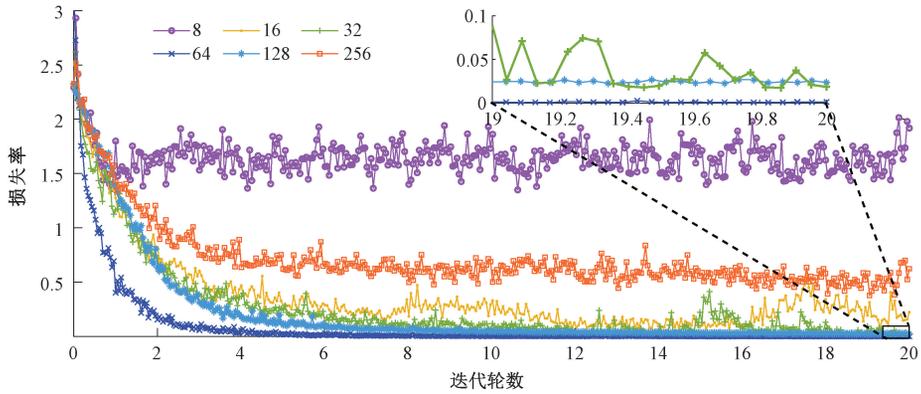


图 9 批量尺寸不同取值所提框架训练过程中的损失率曲线对比

Fig. 9 Comparison diagram of loss rate curves in the training process of frames with different values of batch sizes

量尺寸设置为 64 时,所提框架对轴承故障数据的训练集训练准确度均能得到有效的提高,在不同批量尺寸对比中表现最好。

### 3.4 数据集训练

为充分挖掘轴承的故障特征,实现轴承智能诊断,利用 3.1 节所采集的轴承振动信号进行验证。考虑到故障特征信息的完整性及分析处理过程的高效性,在数据分割的过程中,将上述一维原始信号以非重叠采样的形式进行切割,其中,取每个振动信号样本的采样点为 2 048。每种工况共选取 5 930 个样本,将所有数据按 8:2 的比例随机划分为训练集和测试集输入到所提 BSTA-Net 框架进行训练和测试,其中训练集样本数量为 4 744,测试集样本数量均为 1 186。因此,将每种故障数据结构转变成  $1 \times 7\ 840 \times 1$  的三维形式。轴承故障数据类型标签及样本数如表 1 所示。

表 1 轴承故障类型标签及样本数

Table 1 Bearing fault type label and sample number

标签	轴承状态	故障程度	样本数	训练样本	测试样本
1	外圈电蚀 凹坑故障	轻度	5 930	4 744	1 186
2		中度	5 930	4 744	1 186
3		重度	5 930	4 744	1 186
4	内圈轴电流 损伤故障	轻度	5 930	4 744	1 186
5		中度	5 930	4 744	1 186
6		重度	5 930	4 744	1 186
7	外圈圆柱面 涂层剥落故障	轻度	5 930	4 744	1 186
8		中度	5 930	4 744	1 186
9		重度	5 930	4 744	1 186
10	健康状态	健康	5 930	4 744	1 186

### 3.5 所提框架训练

基于同一数据集,利用所提 BSTA-Net 框架与 BST-Net 等 8 种先进的故障诊断模型对轴承故障数据集进行训练,分别得到 8 种方法在训练过程中的损失值曲线

与迭代次数的关系如图 10 所示。

由图 10 可知,利用所提 BSTA-Net 框架对测试样本进行训练时,随着训练迭代次数增加,所提 BSTA-Net 框架损失率迭代曲线斜率绝对值逐渐减小,向 0 值趋近,且

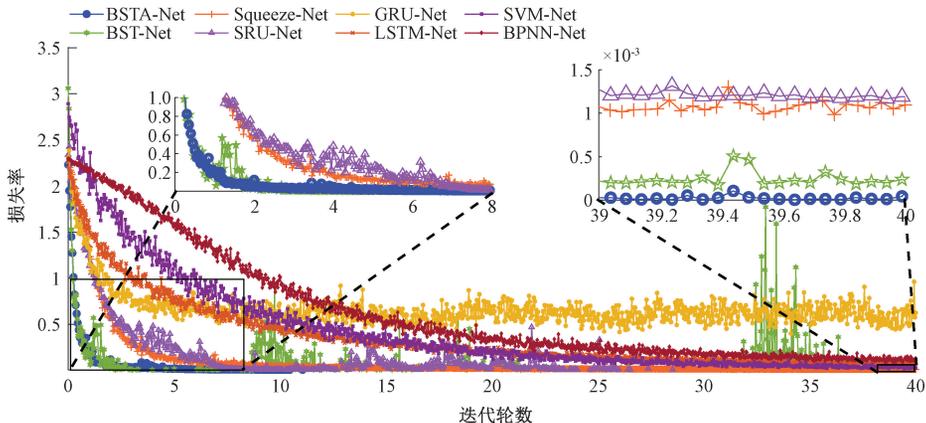


图 10 损失值与迭代周期的变化曲线

Fig. 10 The change curve of loss value and iteration period

曲线十分光滑。当所提 BSTA-Net 框架训练迭代到第 5 轮时,损失率均降低至 0.001 以下,此后基本保持水平方向同步稳定变化,说明所提 BSTA-Net 框架可以在更短的时间内,能达到完全收敛,取得更好的诊断效果。同时可知,随着迭代次数的增加,BST-Net 模型的损失率曲线出现较大幅度的波动迹象。当使用 Squeeze-Net 模型和 SRU-Net 模型训练时,模型整体训练集损失值曲线收敛速度相对较快,当迭代次数经过 15 轮训练后,训练损失率降到 0.1 并趋于平稳,但是随着迭代次数的增加,当迭代到 15~25 轮时出现较大的突变震荡,说明这 2 种模型对轴承故障数据训练时稳定性相对较差。当使用 GRU-Net 模型、LSTM-Net 模型、支持向量机(support vector machine, SVM)模型和 RNN-Net 模型进行训练时,随着迭代次数增加,4 种模型的损失值在经历了 50 个单次训练迭代从 3.0 附近下降到

0.2 左右,虽然损失率曲线斜率绝对值下降到 0.2 附近,但损失值未发生变化,发现 3 种模型的分类精度呈现缓慢提升和局部突增的特点,说明 4 种模型对轴承故障数据训练时易陷入局部最优,不能达到全局收敛。综上所述,证明 BSTA-Net 框架在对轴承进行故障诊断时是可行的。

### 4 结果讨论

#### 4.1 所提 BSTA-Net 框架的有效性

为更直观地分析所提 BSTA-Net 框架与先进的 BST-Net 等模型对轴承故障测试集的特征学习能力,以负载为 2.5 MW 的轴承故障数据集 A 为例,利用 t-SNE 算法将每个模型的输出层的特征数据进行降维,6 种方法的可视化结果如图 11 所示。

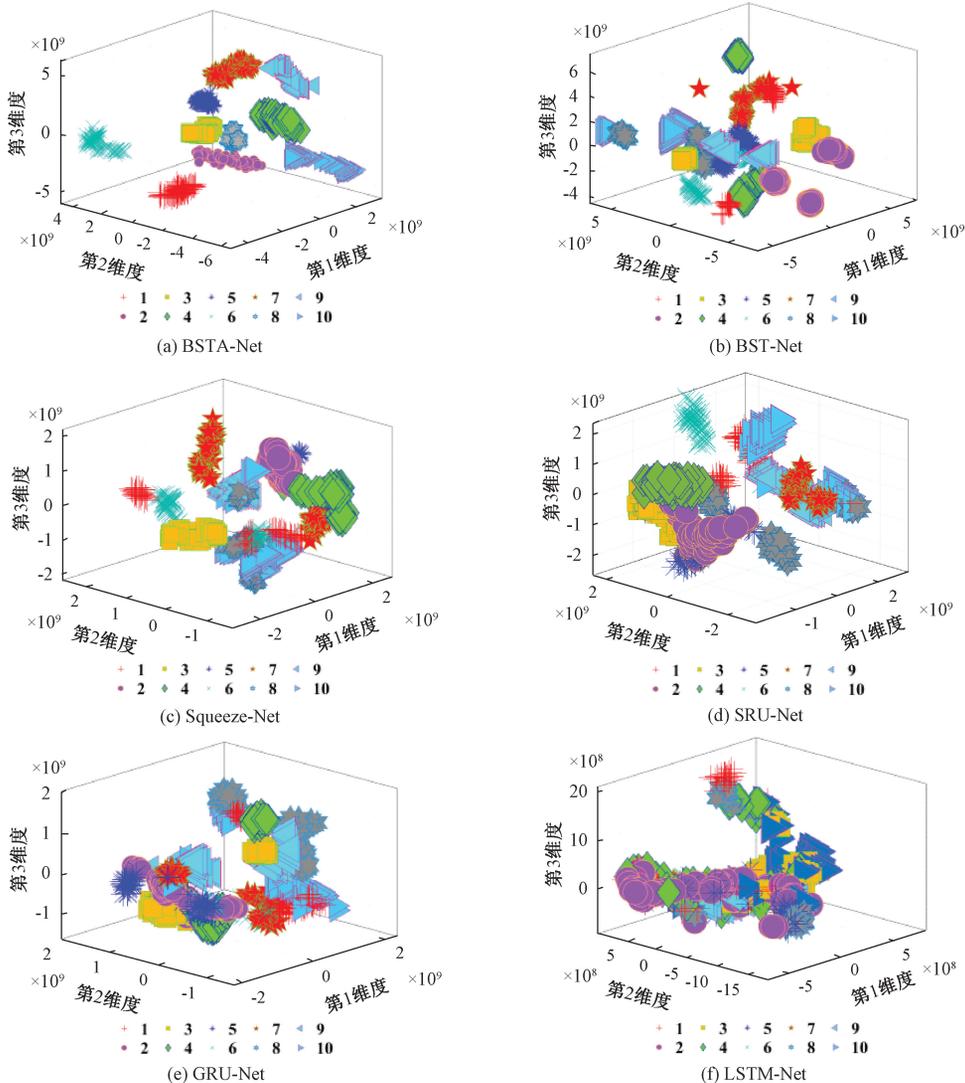


图 11 6 种方法的三维散点图

Fig. 11 Three-dimensional scatterplot of six methods

从图 11(a)可知,所提 BSTA-Net 框架对 10 种不同类型的轴承故障特征在空间具有明显可区分性,且各类故障类内聚力效果相对较为理想,类间距离相对较远,不同类样本被有效区分。验证了所提 BSTA-Net 框架对轴承数据特征有高效的提取性能,表明 BSTA-Net 框架对轴承智能诊断方面有着较为明显的优势,能实现高性能故障分类,达到较好的分布式故障分类效果。主要原因是该框架可以深入挖掘捕获轴承振动信号的局部空间特征和全局时间特征,在此基础上引入特征聚焦模块,对重要信息赋予高权重加强框架对故障特征的感知能力,并提升其特征提取能力。

从图 11(b)~(c)可知,BST-Net 和 Squeeze-Net 对轴承 10 类不同类别的样本具有相对较差的可区分性,虽然模型输出特征之间呈现初步分离状态,但仍有大部分同类别样本聚集在一起,在空间聚簇性上,BSTA-Net 框架明显优于 BST-Net 与 Squeeze-Net。主要原因是 BST-Net 和 Squeeze-Net 对轴承的故障特征提取,存在不同特征之间相互重叠的现象,容易导致特征提取不充分,甚至出现误判。

由图 11(d)~(f)可知,SRU-Net、GRU-Net 和 LSTM-Net 这 3 种方法均不能将正常与故障特征划清明显的界线,SRU-Net 等 3 种方法对不同的轴承故障特征映射结果严重混叠,无法区分。

综上所述,所提 BSTA-Net 框架不仅使不同类型的轴承故障聚类边界清晰,而且 10 类轴承故障特征大致可形成簇,簇内特征聚集性相对较高,说明所提框架特征映射效果最好,优于先进的 BST-Net 等其他对比方法。

### 4.2 所提 BSTA-Net 框架的优越性

为进一步验证所提 BSTA-Net 框架对轴承故障诊断的优越性,基于同一轴承测试集,利用所提 BSTA-Net 框架等 8 种模型对测试集进行训练,为了清晰显示 8 种模型对测试集中 10 类健康状态分类效果,引入混淆矩阵对识别精度进行量化并进行对比分析,8 种模型的训练结果如图 12 所示。

输出类	1	90 10.1%	0 0.0%	4 0.4%	95.7% 4.3%							
	2	0 0.0%	90 10.1%	0 0.0%	100% 0.0%							
	3	0 0.0%	0 0.0%	86 9.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82 9.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92 10.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	83 9.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	81 9.1%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%	
	8	0 0.0%	99 11.1%	0 0.0%	100% 0.0%							
	9	0 0.0%	93 10.4%	100% 0.0%								
	10	0 0.0%	93 10.4%	100% 0.0%								
		100% 0.0%	95.9% 4.1%	99.6% 0.4%								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
	目标类											

(a) BSTA-Net

输出类	1	81 9.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	98.8% 1.2%
	2	0 0.0%	84 9.4%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	96.6% 3.4%
	3	0 0.0%	0 0.0%	87 9.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	74 8.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	96.3% 3.7%
	5	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	91 10.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97.8% 2.2%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	88 9.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	103 11.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	63 7.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	30 3.4%	81 9.1%	8 0.9%	68.1% 31.9%
	10	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	87 9.7%	97.8% 2.2%
		97.6% 2.4%	94.4% 5.6%	100% 0.0%	100% 0.0%	96.8% 3.2%	100% 0.0%	100% 0.0%	67.7% 32.3%	100% 0.0%	90.6% 9.4%	94.5% 5.5%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
	目标类											

(b) BST-Net

输出类	1	80 9.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	2	0 0.0%	86 9.6%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.6% 4.4%
	3	0 0.0%	0 0.0%	87 9.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	79 8.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	97.5% 2.5%
	5	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	90 10.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	98.9% 1.1%
	6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	59 6.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 1.0%	103 11.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.0% 8.0%
	8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	15 1.7%	0 0.0%	63 7.1%	0 0.0%	0 0.0%	80.8% 19.2%
	9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	30 3.4%	81 9.1%	9 1.0%	67.5% 32.5%
	10	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	87 9.7%	91.6% 8.4%
		96.4% 3.6%	96.6% 3.4%	100% 0.0%	100% 0.0%	95.7% 4.3%	67.0% 33.0%	100% 0.0%	67.7% 32.3%	100% 0.0%	90.6% 9.4%	91.3% 8.7%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
	目标类											

(c) Squeeze-Net

输出类	1	75 8.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.7%	92.6% 7.4%
	2	1 0.1%	77 8.6%	0 0.0%	0 0.0%	7 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	90.6% 9.4%
	3	0 0.0%	0 0.0%	80 9.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	82 9.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	5	0 0.0%	9 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	86 9.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	90.5% 9.5%
	6	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95 10.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	96.9% 3.1%
	7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	86 9.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	8	11 1.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	57 6.4%	0 0.0%	12 1.3%	68.7% 31.3%
	9	16 1.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	40 4.5%	75 8.4%	14 1.6%	51.7% 48.3%
	10	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	56 6.3%	96.6% 3.4%
		70.1% 29.9%	89.5% 10.5%	100% 0.0%	100% 0.0%	92.5% 7.5%	96.0% 4.0%	100% 0.0%	58.8% 41.2%	100% 0.0%	63.6% 36.4%	86.1% 13.9%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
	目标类											

(d) SRU-Net

1	89 7.7%	5 0.4%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	18 1.6%	3 0.3%	0 0.0%	74.8% 25.2%
2	5 0.4%	85 7.4%	0 0.0%	0 0.0%	43 3.7%	0 0.0%	0 0.0%	38 3.3%	0 0.0%	0 0.0%	49.7% 50.3%
3	0 0.0%	0 0.0%	81 7.0%	2 0.2%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 0.4%	91.0% 9.0%
4	6 0.5%	1 0.1%	7 0.6%	107 9.3%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	2 0.2%	5 0.4%	2 0.2%	81.7% 18.3%
5	2 0.2%	14 1.2%	0 0.0%	4 0.3%	69 6.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	77.5% 22.5%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	103 9.1%	0 0.0%	0 0.0%	39 3.4%	0 0.0%	72.4% 27.6%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	109 9.5%	0 0.0%	5 0.4%	0 0.0%	94.0% 6.0%
8	12 1.0%	8 0.7%	0 0.0%	4 0.3%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	73 6.3%	3 0.3%	0 0.0%	72.3% 27.7%
9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	7 0.6%	0 0.0%	45 3.9%	2 0.2%	83.3% 16.7%
10	5 0.4%	0 0.0%	19 1.7%	0 0.0%	1 0.1%	4 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	5 0.4%	101 8.8%	74.8% 25.2%
	74.8% 25.2%	75.2% 24.8%	75.7% 24.3%	90.7% 9.3%	89.5% 10.5%	89.0% 11.0%	96.5% 3.5%	55.7% 44.3%	42.9% 57.1%	91.8% 8.2%	75.1% 24.9%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	

(e) GRU-Net

1	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 0.6%	14.3% 85.7%
2	0 0.0%	117 10.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	113 10.4%	0 0.0%	5 0.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	95.8% 4.2%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	67 6.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	116 10.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.4%	0 0.0%	42 3.9%	71.6% 28.4%
6	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	88 8.1%	12 1.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	86.3% 13.7%
7	67 6.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	9 0.8%	77 7.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	49.4% 50.6%
8	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0.0% 100%
9	30 2.8%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	78 7.2%	97 8.9%	30 2.8%	40.8% 59.2%
10	14 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	33 3.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	40 3.7%	0 0.0%	34 3.1%	0 0.0%	28.1% 71.9%
	0.9% 99.1%	100% 0.0%	100% 0.0%	64.4% 35.6%	95.9% 4.1%	90.7% 9.3%	86.5% 13.5%	100% 0.0%	100% 0.0%	29.6% 70.4%	85.2% 14.8%	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		

(h) BPNN-Net

图 12 8 种模型对轴承数据训练得到的混淆矩阵结果  
Fig. 12 The confusion matrix results obtained by 8 kinds of models trained on bearing data

1	56 6.3%	4 0.4%	0 0.0%	4 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 1.5%	0 0.0%	2 0.2%	70.9% 29.1%
2	6 0.7%	40 4.5%	1 0.1%	1 0.1%	23 2.6%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	1 0.1%	0 0.0%	53.3% 46.7%
3	0 0.0%	1 0.1%	62 6.9%	7 0.8%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20 2.2%	67.4% 32.6%
4	5 0.6%	2 0.2%	9 1.0%	68 7.6%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	71.6% 28.4%
5	0 0.0%	22 2.5%	0 0.0%	0 0.0%	63 7.1%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	2 0.2%	69.2% 30.8%
6	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	79 8.8%	1 0.1%	0 0.0%	13 1.5%	0 0.0%	0 0.0%	84.9% 15.1%
7	0 0.0%	1 0.1%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	3 0.3%	86 9.6%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	93.5% 6.5%
8	28 3.1%	13 1.5%	1 0.1%	3 0.3%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	56 6.3%	6 0.7%	2 0.2%	50.0% 50.0%
9	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	65 7.3%	2 0.2%	89.0% 11.0%
10	0 0.0%	0 0.0%	10 1.1%	4 0.4%	5 0.5%	1 0.1%	0 0.0%	5 0.6%	0 0.0%	66 7.4%	72.5% 27.5%
	58.9% 41.1%	47.1% 52.9%	73.8% 26.2%	77.3% 22.7%	64.9% 35.1%	87.8% 12.2%	98.9% 1.1%	70.9% 29.1%	74.7% 25.3%	65.3% 34.7%	71.8% 28.2%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	

(f) LSTM-Net

1	85 6.2%	1 0.1%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20 2.2%	1 0.1%	3 0.3%	66.3% 33.7%
2	6 0.7%	59 6.6%	0 0.0%	0 0.0%	32 3.6%	0 0.0%	1 0.1%	18 2.0%	2 0.2%	0 0.0%	50.0% 50.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	83 7.1%	10 1.1%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	1 0.1%	82.9% 17.1%
4	15 1.7%	3 0.3%	4 0.4%	62 6.9%	1 0.1%	0 0.0%	1 0.1%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	71.3% 28.7%
5	3 0.3%	19 2.1%	0 0.0%	2 0.2%	87 6.4%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	68.7% 31.3%
6	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	0 0.0%	0 0.0%	70 7.8%	0 0.0%	0 0.0%	45 5.0%	3 0.3%	58.8% 41.2%
7	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	96 10.8%	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	96.0% 4.0%
8	4 0.4%	13 1.5%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	57 6.4%	0 0.0%	8 0.9%	67.9% 32.1%
9	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.4%	0 0.0%	0 0.0%	29 3.2%	0 0.0%	87.9% 12.1%
10	4 0.4%	0 0.0%	16 1.8%	1 0.1%	0 0.0%	3 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	13 1.5%	73 8.2%	66.4% 33.6%
	63.2% 36.8%	62.1% 37.9%	75.0% 25.0%	79.5% 20.5%	61.3% 38.7%	88.6% 11.4%	98.0% 2.0%	57.6% 42.4%	31.5% 68.5%	83.0% 17.0%	69.5% 30.5%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	

(g) SVM-Net

由图 12(a) 可知, 所提 BSTA-Net 框架对轴承 10 类健康状态的识别总精度达到 99.6%, 且单一类故障的识别准确率均>95.9%, 能够较为准确地识别出轴承不同程度的健康状态。其中, 1~9 类共 796 个样本均被预测正确, 使得所提 BSTA-Net 框架对这 9 类故障的诊断精度均达到了 100%, 模型的误判主要发生在 10 类故障有部分混淆, 导致这类故障诊断的判断中有 4 个样本预测不正确, 使得所提 BSTA-Net 框架对该类数据上取得的样本识别率为 95.9%。主要原因是轴电流放电出现电蚀凹坑现象, 减少了滚珠和滚道表面之间的接触面积, 产生更高的接触压力和轴承滚珠的弹跳, 使得轴承在结构上出现较大的耦合性, 导致 BSTA-Net 框架对电蚀凹坑故障的定位稍有欠缺, 进而无法做到精确判断该类数据。由图 12(b) 可知, BST-Net 模型对轴承 10 类健康状态的识别总精度达到 94.5%, 其中有 9 类故障的识别准确率均>90.6%, 第 8 类故障有 30 个样本数量被错分, 使得其被诊断的准确率相对较低, 仅达到了 67.7% 的准确率。由图 12(c) 可知, Squeeze-Net 对轴承 10 类健康状态的识别总精度达到 91.3%, 其中有 8 类单类故障的识别准确率均>90.6%, 第 6、8 类故障分别有 29 和 30 个样本数量被错分, 使其仅达到了 67% 和 67.7% 的准确率。由图 12(d) 可知, SRU-Net 对轴承 10 类健康状态的识别总精度达到 86.1%, 其中有 7 类单类故障的识别准确率均>89.5%, 而第 1、8 和 10 这 3 类故障被错分的样本数量分别为 32、97 和 88, 使其诊断准确率分别为 70.1%、58.8% 和 63.6%。由图 12(e)~(h) 可知, GRU-Net、LSTM-Net、SVM-Net 和 BPNN-Net 对轴承 10 类健康状态的识别总精度分别达到了 75.1%、71.8%、69.5% 和 69.5%, 说明利

用 GRU-Net 模型等 4 种模型对轴承故障分类情况相对较差,有大量样本被识别错误。尤其是利用 BPNN-Net 浅层神经网络模型进行故障诊断时,需要人工设计提取故障信号特征,导致最终的分类准确率不高。

综合来看,所提 BSTA-Net 框架在轴承故障诊断中具有较好的诊断效果,所提 BSTA-Net 框架与 BST-Net 等 7 种先进的模型相比,在轴承识别总精度上分别提升了 5.1%、8.3%、13.5%、24.5%、27.8%、30.1% 和 30.1%。说明所提 BSTA-Net 框架能够对轴承的内滚道面的电蚀凹坑故障、外滚道面的轴电流损伤故障和外圈圆柱面的涂层剥落故障等 3 种故障的不同健康状态实现精准的识别。主要原因是设计的粗细特征提取模块可以融合轴承各征兆域深层故障特征,尤其是特征聚焦模块能够精准的注意到重要的信息,抛弃无用的故障特征,从而进一步提升了所提 BSTA-Net 框架的识别精度。

#### 4.3 变载工况下的泛化性

为进一步考察在负载变化时所提 BSTA-Net 框架对轴承故障识别的准确率,进而验证其对轴承故障的泛化性能,选取 4.1 节采集的 2.56、2 和 1.5 MW 的数据集分

别命名为数据集 A、B、C。同时将 BST-Net 等 7 种模型均对负载变化的数据集进行训练,并将 8 种方法的实验结果进行对比分析。负载变化是指用一种数据集做训练样本,另外 2 种数据集作为测试样本,例如  $A \rightarrow B, A \rightarrow C$  表示用数据集 A 作为训练样本,数据集 B、C 进行测试。为减小随机误差,利用 BSTA-Net 框架等 8 种方法对负载变化轴承数据集进行训练 10 次,对实验结果分别计算精确率、召回率和  $F_1$  分数 3 类指标作为分类精度的评估指标,并将 3 类指标的平均值进行对比分析。

利用轴承数据集 A (2.56 MW) 作为训练样本,数据集 B (2 MW) 和 C (1.5 MW) 作为测试样本进行训练,结果如表 2 所示。由表 2 可知,所提 BSTA-Net 框架对负载变化的风力发电机轴承故障识别结果最好,在精确率、召回率和  $F_1$  分数这 3 类指标上分别达到了  $98.32\% \pm 0.31\%$ 、 $97.87\% \pm 0.22\%$  和  $98.21\% \pm 0.51\%$ ,而 BST-Net 等 7 种模型对轴承的识别结果相对较差,在精确率等 3 类指标分别达到了  $87.16\% \pm 0.31\%$ 、 $87.34\% \pm 0.22\%$  和  $87.31\% \pm 0.29\%$ 。说明所提 BSTA-Net 框架与 BST-Net 等 7 种模型相比,其取得了良好的诊断效果。

表 2 所提 BSTA-Net 框架等 8 种方法对轴承  $A \rightarrow B, A \rightarrow C$  识别性能比较

Table 2 The BSTA-Net framework and other eight methods of bearing  $A \rightarrow B, A \rightarrow C$  identification performance comparison (%)

评价指标	BSTA-Net	BST-Net	Squeeze-Net	SRU-Net	GRU-Net	LSTM-Net	SVM-Net	BPNN-Net
精确率	98.32±0.31	87.16±0.31	82.18±0.16	81.19±0.23	80.22±0.28	77.18±0.16	62.35±0.25	61.35±0.65
召回率	97.87±0.22	87.34±0.22	82.17±0.33	82.26±0.19	80.36±0.51	78.53±0.93	63.23±0.12	62.15±0.72
$F_1$ 分数	98.21±0.51	87.31±0.29	82.28±0.27	81.08±0.73	81.34±0.34	77.10±0.55	62.18±0.55	61.29±0.75

利用轴承数据集 B (2 MW) 作为训练样本,数据集 A (2.56 MW) 和 C (1.5 MW) 作为测试样本进行训练,结果如表 3 所示。由表 3 可知,所提 BSTA-Net 框架对负载变化的轴承故障识别的结果依然是非常理想,在精确率等 3 类指标上分别达到了  $98.27\% \pm 0.31\%$ 、 $99.01\% \pm 0.37\%$  和  $98.23\% \pm 0.25\%$ ,与 BST-Net 模型相比,所提 BSTA-Net 框架的诊断精度从精确率等 3 类指标上分别

提高了 10.9%、12.5% 和 10.79%。同时,所提 BSTA-Net 框架 10 次实验结果的偏差范围也是最小的,这表明了所提 BSTA-Net 框架具备更好的稳定性,诊断结果也更具可靠性,从而进一步验证所提 BSTA-Net 框架对轴承故障诊断具有较强的泛化性能。而 BST-Net 等 7 种模型对轴承在不同跨负载下的故障识别率波动范围很大,说明 BST-Net 等 7 种网络模型的泛化能力稍逊。

表 3 所提 BSTA-Net 框架等 8 种方法对轴承  $B \rightarrow A, B \rightarrow C$  识别性能比较

Table 3 The BSTA-Net framework and other 8 methods of bearing  $B \rightarrow A, B \rightarrow C$  identification performance comparison (%)

评价指标	BSTA-Net	BST-Net	Squeeze-Net	SRU-Net	GRU-Net	LSTM-Net	SVM-Net	BPNN-Net
精确率	98.27±0.31	87.37±0.28	82.28±0.37	78.29±0.57	72.51±0.52	65.33±0.26	63.31±0.66	62.11±0.55
召回率	99.01±0.37	86.51±0.32	81.19±0.28	77.81±0.63	73.62±0.30	66.57±0.32	62.23±0.55	61.39±0.62
$F_1$ 分数	98.23±0.25	87.44±0.58	81.78±0.27	77.39±0.36	72.31±0.52	65.31±0.37	63.53±0.39	61.29±0.66

利用轴承数据集  $C$  (1.5 MW) 作为训练样本,数据集  $A$  (2.56 MW) 和  $B$  (2 MW) 作为测试样本进行训练,结果如表 4 所示。由表 4 可知,所提 BSTA-Net 框架在跨负载变化的轴承故障识别结果相对较好,在精确率等 3 类指标上分别达到了  $97.12\% \pm 0.28\%$ 、 $98.37\% \pm 0.21\%$  和  $97.81\% \pm 0.32\%$ 。所提 BSTA-Net 框架识别率均高于

BST-Net 等先进的 7 种模型,具有最高诊断精度。与 BST-Net 模型相比,所提 BSTA-Net 框架的诊断精度在精确率等 3 类指标上分别提高了 3.8%、6.15% 和 4.36%。说明面对复杂运行工况的轴承,所提 BSTA-Net 框架能够分别从空间与时间相关性中提取更加充分的特征,从而最大程度地提高了故障诊断准确率。

表 4 所提 BSTA-Net 框架等 8 种方法对轴承  $C \rightarrow A$ ,  $C \rightarrow B$  识别性能比较

Table 4 The BSTA-Net framework and other 8 methods of bearing  $C \rightarrow A$ ,  $C \rightarrow B$  identification performance comparison (%)

评价指标	BSTA-Net	BST-Net	Squeeze-Net	SRU-Net	GRU-Net	LSTM-Net	SVM-Net	BPNN-Net
精确率	97.12±0.28	93.32±0.32	83.21±0.62	87.31±0.23	81.03±0.71	73.18±0.63	75.31±0.53	67.39±0.15
召回率	98.37±0.21	92.22±0.23	83.63±0.36	88.86±0.31	79.38±0.55	72.68±0.28	76.58±0.81	68.32±0.31
$F_1$ 分数	97.81±0.32	93.45±0.18	83.21±0.22	87.36±0.32	80.21±0.65	73.35±0.52	75.19±0.56	67.19±0.62

综上实验结果表明,所提 BSTA-Net 框架在不同工况数据集上具有较强的泛化能力和稳定性,在变工况下多次试验得到的评估指标的标准差更小,分类性能最为突出。并且明显优于 BST-Net 等先进的 7 种模型分类性能。

#### 4.4 消融实验

为了客观评估所提 BSTA-Net 框架中各个关键模块对整体性能的影响,分别构建了 Squeeze-双向简单循环单元模型 (Squeeze-Bi-SRU-Net)、Squeeze-自注意力机制模型 (Squeeze-SAM-Net) 以及双向简单循环单元-自注意力机制模型 (Bi-SRU-SAM-Net) 等模型。将 3.1 节轴承数据集作为各个模型的输入,在模型训练参数一致和相同的测试环境下进行了消融实验。每种实验条件下进行 10 次重复实验,利用精确率、召回率和  $F_1$  分数 3 类评估指标来衡量各个模型的诊断性能。为了保证实验的偶然性,将 5 次实验结果评价指标的平均值进行对比分析,具体结果如图 13 所示。

由图 13 可以看出,所提 BSTA-Net 框架在 3 种关键性能指标上均优于其他方法,分别达到 98.05%、97.18% 和 96.89%。以精准率指标为例,BSTA-Net 框架相对于 Squeeze-双向简单循环单元模型等 3 种模型分别提升了 6.83%、4.83% 和 9.72%。说明 BSTA-Net 框架对于风力发电机轴承展现出显著优势。以  $F_1$  分数指标为例,BSTA-Net 框架相对于其他 3 种模型分别提升了 10.84%、5.78% 和 9.13%。说明 BSTA-Net 框架对电机轴承故障具有最佳的识别效果。主要原因在于 BSTA-Net 框架能够有效地突出轴承原始信号中周期性冲击成分,且特征提取模块保留了轴承故障信号的全局和局部信息,聚焦模块充分提取故障敏感特征,使得 BSTA-Net 框架在受冲击、振动、高低温交变、交变电压冲击和介质渗透等复杂工况下,依然具备优秀的学习能力。综上所述,消融实验证明了 BSTA-Net 框架中的特征提取模块和特征融合模块对于提升故障诊断性能至关重要,进一步证实了框架设计的合理性、稳定性和可靠性。

#### 4.5 所提框架的可解释性

由于深度学习模型的复杂性,其内部机理存在的“黑箱”问题,导致缺乏工程上的物理解释性。为了更直观地观察所提 BSTA-Net 框架诊断过程的可解释性和可信性,引入  $t$ -SNE 降维归因解释技术,解释框架对于轴承故障特征的自适应学习能力,以负载 1.5 MW 的轴承故障数据集  $C$  为例,将 10 类不同的轴承特征从每个模块中提取出来,并将特征向量降维至二维空间中进行可视化,结果如图 14 所示。

由图 14 可知,随着 BSTA-Net 框架的不断深入,轴承不同类型之间的数据特征分布边界逐渐清晰,可分性越来越好。具体来说,当轴承原始数据,经过细粒度特征提取模块的滤波器进行卷积操作后,10 类原始信号随机分散在二维平面上,难以进行区分。当轴承数据经过细

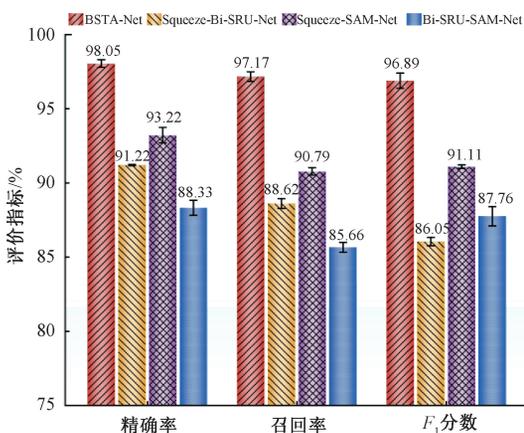


图 13 消融实验结果

Fig. 13 Results of ablation experiment

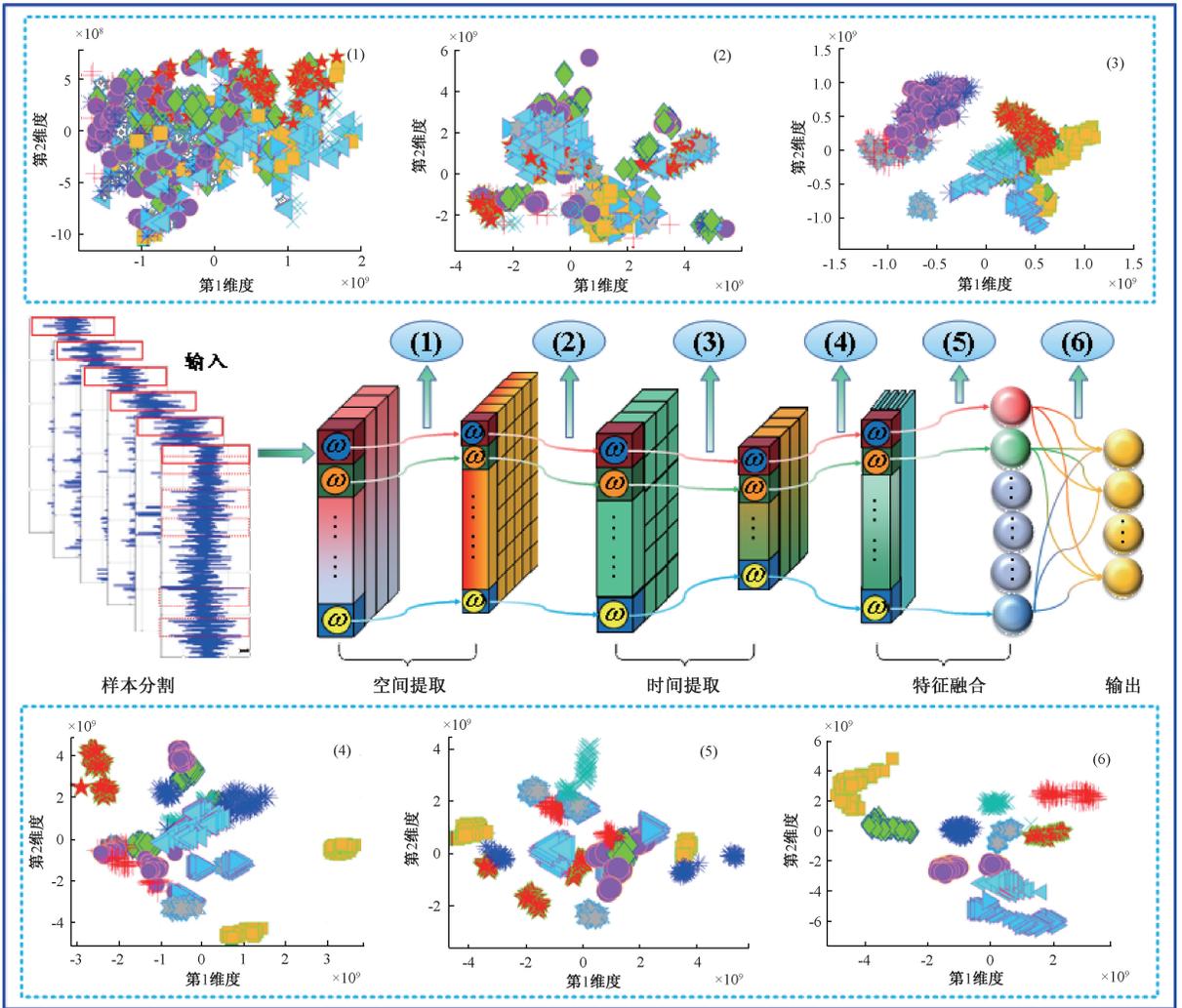
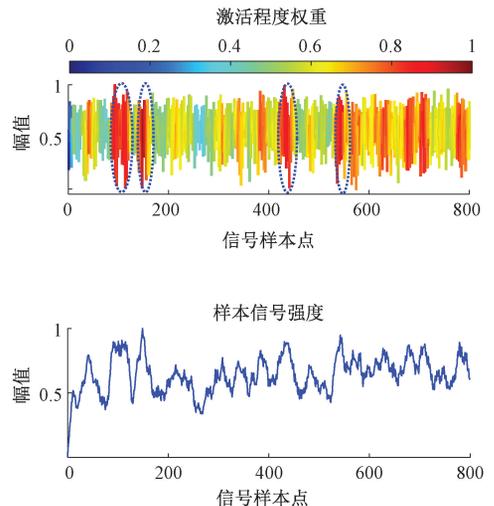


图 14 所提 BSTA-Net 框架中各模块的可视化结果

Fig. 14 The visual results of each module in the BSTA-Net framework are presented

粒度模块提取特征后,样本可分性明显提高,同一类别的故障特征在区域内聚集分布;当经过粗粒度模块滤波器层特征提取后,各样本聚集程度更高,所提 BSTA-Net 框架对于不同故障类型特征的可分性逐渐增强。当轴承数据经过特征聚集模块后,基本上可以实现相同故障类型之间很好的聚类,与故障特征交叠的正常信号特征已经分离并聚集在一起,各种故障之间状态无法直观分辨出各种故障所属类别。最后,结果表明,所提 BSTA-Net 框架可以从原始信号中提取有效特征以实现轴承的智能诊断,进而显示了该框架强大的特征学习能力。

如图 15 所示,为进一步加强所提 BSTA-Net 框架对风力发电机轴承诊断过程物理信息的解释性能,将显著性区域检测技术引入 BSTA-Net 框架中,有效的确定轴承一维振动信号中的显著性区域,判断轴承数据中是否存在故障特征区,从而对轴承物理故障信息进行解释。



(a) 内滚道电蚀凹坑故障  
(a) Internal raceway electrical pitting fault

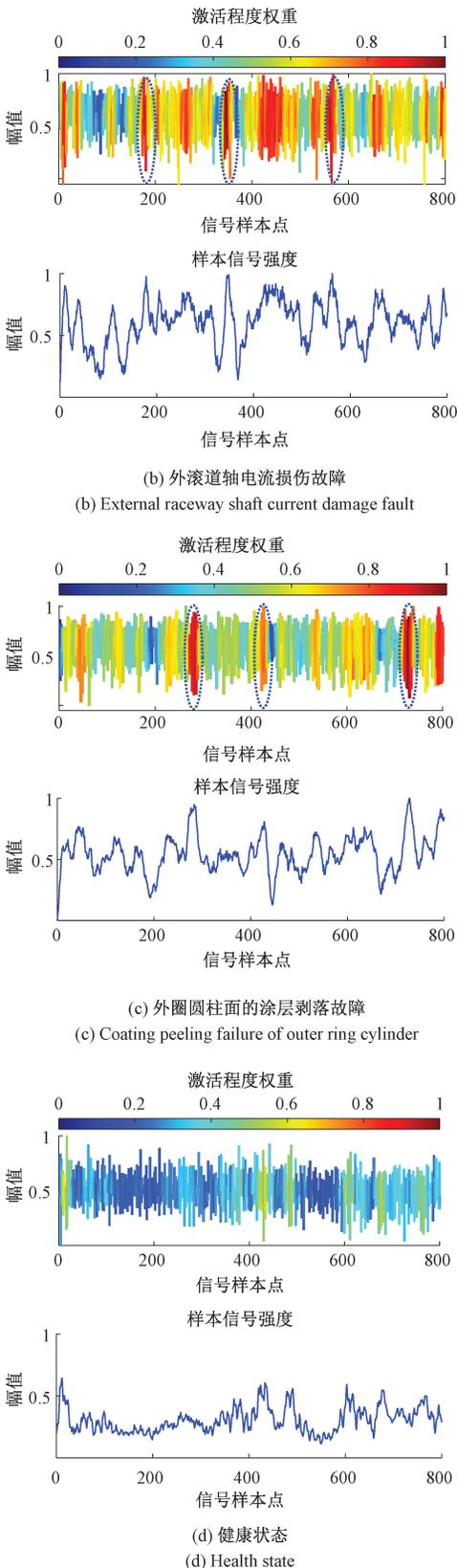


图 15 轴承不同健康状态类激活映射热力图

Fig. 15 Bearing activation mapping heat maps for different health states

由图 15(a)可知,对于轴承内滚道电蚀凹坑故障的振动信号,有 3 处位置的激活程度权重达到最大值 1,并且激活最大值位于轴承振动信号的冲击部分,同时可以发现不同位置处冲击成分的激活程度不同。说明 BSTA-Net 框架能捕捉轴承复杂的演化规律,从而解释了其内部工作机制。

由图 15(b)可知, BSTA-Net 框架对于轴承外滚道轴电流损伤故障的振动信号在不同位置处的取值的激活程度同样是不同的。其中激活程度较大的部分基本上集中在信号的冲击附近。主要原因是机械载荷和轴电流微损伤大小对轴承的结构变形、接触区域变形和热效应的作用具有强大的不确定性,使得其冲击成分较为复杂。但是该框架对这冲击位置处的激活程度最大,说明该部分的信息对于轴承故障的识别结果具有较高的权重。

由图 15(c)可知, BSTA-Net 框架对于轴承外圈圆柱面的涂层剥落故障的振动信号存在 3 个位置的重点关注区域,说明该处位置含有故障特征较多的信息。同时发现,由于轴承结构参数、电气性能参数、电流强度和润滑介质等因素的影响,使得轴承涂层剥落故障信号的冲击成分分布更为复杂,导致各个范围的激活程度差异较大。

由图 15(d)可知, BSTA-Net 框架对于轴承健康状态的振动信号激活程度差异较小,主要原因是对于健康状态的轴承,其振动响应信号特征较弱,没有显著的冲击成分。使得 BSTA-Net 框架得到的类激活映射热力曲线图较为类似,表明轴承信号序列大部分对于输出的贡献程度基本相同。

## 5 结 论

由于风力发电机轴承轴电流损伤机理不清和绝缘性能退化规律不明,导致目前仍无定性的公式或特征指标来说明轴承的故障。本研究独辟蹊径的开发了一种轻量化空时模型的风电轴承智能诊断新框架 (BSTA-Net),着眼于解决实际工程中轴承故障难以识别的技术难题,研究结论为:

1) 考虑到现代大功率变频工业系统的复杂性和机械工况的多变性、耦合的关联性以及激励的多源性,利用所提 BSTA-Net 框架对实测轴承故障数据进行训练,使得风力发电机轴承故障实现首次智能化识别,为风电轴承故障识别提供了一种创新的解决方案。

2) 轴电流微损伤与疲劳磨损的交互作用下,使得轴承绝缘性能退化速率和机械结构损伤具有强大的时变性,使得现有模型在训练时会出现全局收敛性差和计算复杂的难题。创新性的设计了一种双向的时序信息特征融合新策略,并将该策略首次巧妙运用到所提 BSTA-Net 框架的空时特征提取模块中,进而充分提取轴承在绝缘

性能和机械疲劳综合失效过程中的时序信息,为时序信息特征提取的发展提供了一项具有创新性和实际应用价值的贡献。

3) 基于同一数据集,从多个维度对所提 BSTA-Net 框架的诊断性能进行了评价,结果表明,BSTA-Net 框架可以从原始信号中提取有效特征以实现轴承的智能诊断,与其他先进的方法相比,该框架表现出较高的优越性、泛化性和鲁棒性。引入  $t$ -SNE 和显著性区域检测技术将框架挖掘的轴承故障特征进行可视化,进而提升该框架决策过程中的可信赖性。

风力发电机组在实际运行中会面临多种复杂的变化,进而导致风力发电机轴承易出现复合故障,考虑如何对风力发电机轴承复合故障解耦和寻找更清晰的模型可解释性技术是未来重点研究的工作。

## 参考文献

- [ 1 ] 罗茂林,杨松,苏祖强,等. 圆柱滚子轴承内外圈缺陷耦合机理建模研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10):26-37.  
LUO M L, YANG S, SU Z Q, et al. Research on coupling mechanism modelling of composite inner and outer raceway defects of the cylindrical roller bearing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 26-37.
- [ 2 ] YANG T G, LI G CH, DUAN Y CH, et al. LSTA-Net framework: Pioneering intelligent diagnostics for insulating bearings under real-world complex operational conditions and its interpretability[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 222: 111779.
- [ 3 ] 张家安,邓强,马增强,等. 基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2024,47(7):170-176.  
ZHANG J AN, DENG Q, MA Z Q, et al. Fault diagnosis of fan bearing based on IMHSA-MSCNN-BiLSTM[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 170-176.
- [ 4 ] 孙柳萌,杨永杰,张宁涛. L1 正则化和 BiGRU 模型的轴承状态预测研究[J]. 电子测量技术, 2024,47(4): 58-65.  
SUN L M, YANG Y J, ZHANG N T. Bearing state prediction based on L1 regularization and BiGRU model[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(4): 58-65.
- [ 5 ] 乔卉卉,赵二贤,郝如江,等. 基于注意力机制与多源信息融合的变工况轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学

报, 2024,45(9):120-130.

QIAO H H, ZHAO ER X, HAO R J, et al. Attention mechanism and multi-source information fusion-based method for bearing fault diagnosis under variable operating conditions [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(9): 120-130.

- [ 6 ] EHYA H, NYSVEEN A, AKIN B, et al. An expeditious algorithm for identification and classification of rotor faults in salient pole synchronous generators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 71(2): 2008-2017.
- [ 7 ] AZIZ S, KHAN M U, FARAZ M, et al. Intelligent bearing faults diagnosis featuring automated relative energy based empirical mode decomposition and novel cepstral autoregressive features[J]. Measurement, 2023, 216: 112871.
- [ 8 ] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [ 9 ] 张菀,张泰瑀,贾民平,等. 多传感器融合和 MHA-LSTM 的电机轴承剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2024,45(3):84-93.  
ZHANG W, ZHANG T Y, JIA M P, et al. Prediction of remaining life of motor bearings using multi-sensor fusion and MHA-LSTM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(3):84-93.
- [ 10 ] YANG T G, LI G CH, WANG T Y, et al. A novel 1D-convolutional spatial-time fusion strategy for data-driven fault diagnosis of aero-hydraulic pipeline systems [J]. Mathematics, 2023, 11(14): 3113.
- [ 11 ] YANG T G, LI G CH, YUAN SH Y, et al. The LST-SATM-net: A new deep feature learning framework for aero-engine hydraulic pipeline systems intelligent faults diagnosis[J]. Applied Acoustics, 2023, 210: 109436.
- [ 12 ] 田森,苏晓明,陈长征,等. 基于领域自适应的风力机发电机轴承故障诊断方法研究[J]. 太阳能学报, 2023,44(11):310-317.  
TIAN M, SU X M, CHEN CH ZH, et al. Research on fault diagnosis method of wind turbine generator bearings based on domain adaptation[J]. Acta Energetica Sinica, 2023, 44(11):310-317.
- [ 13 ] LI SH, JI J C, XU Y D, et al. IFD-MDCN: Multibranch denoising convolutional networks with improved flow direction strategy for intelligent fault diagnosis of rolling

- bearings under noisy conditions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 237: 109387.
- [14] 刘洋,程强,史曜炜,等. 基于注意力模块及1D-CNN的滚动轴承故障诊断[J]. *太阳能学报*,2022,43(3):462-468.  
LIU Y, CHENG Q, SHI Y W, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on attention module and 1D-CNN[J]. *Acta Solar Energy Sinica*, 2022,43(3):462-468.
- [15] 张博文,庞新宇,程宝安,等. 基于PIRD-CNN的航空发动机轴承故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2024,43(18):201-207, 231.  
ZHANG B W, PANG X Y, CHENG B AN, et al. Research on aero engine bearing fault diagnosis method based on PIRD-CNN[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2024,43(18):201-207, 231.
- [16] 姚立,孙见君,马晨波. 基于格拉姆角场和CNN-RNN的滚动轴承故障诊断方法[J]. *轴承*,2022(2):61-67.  
YAO L, SUN J J, MA CH B, Fault diagnosis method for rolling bearings based on Gram angular fields and CNN-RNN[J]. *Bearing*, 2022(2):61-67.
- [17] 郭子冉,杨明. 应用于电机轴承和不对中复合故障的RNN诊断方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2022, 54(S1):87-93.  
GUO Z R, YANG M. A diagnosis method based on RNN for motor bearing and misalignment composite faults[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 54(S1):87-93.
- [18] ZHANG J Q, CHEN Y G, LI N, et al. A weak fault identification method of micro-turbine blade based on sound pressure signal with LSTM networks[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 136: 108226.
- [19] ZHOU H T, CHEN W H, LIU J, et al. Trustworthy and intelligent fault diagnosis with effective denoising and evidential stacked GRU neural network[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024, 35(7): 3523-3542.
- [20] ZHU Y M, WU J CH, LIU X, et al. Hybrid scheme through read-first-LSTM encoder-decoder and broad learning system for bearings degradation monitoring and remaining useful life estimation[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 56: 102014.
- [21] 王超群,李彬彬,焦斌. 基于门控循环单元胶囊网络的滚动轴承故障诊断[J]. *轴承*,2021(5):56-62.  
WANG CH Q, LI B B, JIAO B. Fault diagnosis for rolling bearings based on capsule network of gated recurrent unit[J]. *Bearing*, 2021(5):56-62.
- [22] 杨平,苏燕辰. 基于卷积门控循环网络的滚动轴承故障诊断[J]. *航空动力学报*,2019,34(11):2432-2439.  
YANG P, SU Y CH. Fault diagnosis of rolling bearing based on convolution gated recurrent network[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(11):2432-2439.
- [23] XU Y D, CHEN Y J, ZHANG H CH, et al. Global contextual feature aggregation networks with multiscale attention mechanism for mechanical fault diagnosis under non-stationary conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 203: 110724.
- [24] FANG H R, DENG J, CHEN D SH, et al. You can get smaller: A lightweight self-activation convolution unit modified by transformer for fault diagnosis[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2023, 55: 101890.
- [25] MAN J, DONG H H, JIA L M, et al. An adaptive multi-sensor fault diagnosis method for high-speed train bogie[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(6): 6292-6306.
- [26] YU X, WANG Y J, LIANG ZH T, et al. An adaptive domain adaptation method for rolling bearings' fault diagnosis fusing deep convolution and self-attention networks[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3509814.
- [27] YANG T G, ZHAO SH B, ZHANG J, et al. The TSM-net: A new strategy for insulated bearings intelligent faults diagnosis[J]. *Physica Scripta*, 2023, 98(12): 126008.
- [28] ZHANG J S, ZHANG K, AN Y Y, et al. An integrated multitasking intelligent bearing fault diagnosis scheme based on representation learning under imbalanced sample condition[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(5): 6231-6242.
- [29] ZHU J J, JIANG Q SH, SHEN Y H, et al. Res-HSA: Residual hybrid network with self-attention mechanism for RUL prediction of rotating machinery[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 124: 106491.
- [30] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, et al. Squeeze-Net: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 MB model size[J]. *ArXiv preprint arXiv:1602.07360*, 2016.
- [31] 孙兴伟,杨铜铜,杨赫然,等. 基于CNN-GRU组合神

经网络的数控机床进给系统热误差研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 219-226.

SUN X W, YANG T T, YANG H R, et al. Research on thermal error of CNC machine tool feed system based on CNN-GRU combined neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 219-226.

- [32] YANG T G, LI G CH, LI K T, et al. The LPST-Net: A new deep interval health monitoring and prediction framework for bearing-rotor systems under complex operating conditions [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102558.
- [33] LEI T, ZHANG Y, WANG S I, et al. Simple recurrent units for highly parallelizable recurrence [J]. ArXiv preprint arXiv: 1709.02755, 2017.
- [34] YANG T G, JIANG L L, GUO Y F, et al. LTFM-net framework: Advanced intelligent diagnostics and interpretability of insulated bearing faults in offshore wind turbines under complex operational conditions[J]. Ocean Engineering, 2024, 309: 118533.
- [35] 童小钟, 赵宗庆, 苏绍璟, 等. 基于知识蒸馏自适应 DenseNet 的无人机对地目标可见光与红外图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 20-32.
- TONG X ZH, ZHAO Z Q, SU SH J, et al. Fusion of visible and infrared images of ground targets by unmanned aerial vehicles based on knowledge distillation adaptive DenseNet[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 20-32.

## 作者简介



**李学军**, 1991 年于湖南科技大学获得学士学位, 1996 年于河南理工大学获得硕士学位, 2003 年于中南大学获得博士学位, 现为佛山大学教授, 主要研究方向为机械动力学与故障诊断、测控技术与制造自动化。

E-mail: hnkjdxlj@163.com

**Li Xuejun** received the B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 1991, the M. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 1996, and the Ph. D from Central South University in 2003. He is currently a professor at Foshan University. His main research directions are mechanical dynamics and fault diagnosis, measurement and control technology and manufacturing automation.



**杨同光** (通信作者), 2017 年于临沂大学获得学士学位, 2020 年于辽宁科技大学获得硕士学位, 现为东北大学博士研究生, 主要研究方向为装备智能运维与健康管理和智能故障诊断与寿命预测、人工智能与信号处理等。

E-mail: 15242208931@163.com

**Yang Tongguang** (Corresponding author), received the B. Sc. degree from Linyi University in 2017 and the M. Sc. degree from Liaoning University of Science and Technology in 2020. He is currently a Ph. D at Northeastern University. His main research directions are intelligent equipment operation and health management, intelligent fault diagnosis and life prediction, artificial intelligence and signal processing.