

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415538

基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断^{*}张家安¹ 邓强² 马增强³ 李志军¹(1. 河北工业大学电气工程学院 天津 300130; 2. 河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津 300130;
3. 石家庄铁道大学电气与电子工程学院 石家庄 050043)

摘要: 由于风力发电机组的非平稳运行条件和周围恶劣的工作环境,风机轴承故障振动脉冲特征易被随机噪声干扰所淹没,这给准确检测滚动轴承故障造成了挑战。为了降低随机干扰对后续特征提取的影响和算法复杂度,提出了一种改进多头自注意力机制(IMHSA)-多尺度卷积网络(MSCNN)-双向长短期记忆网络(BiLSTM)的风机轴承故障诊断方法。首先,由周期空洞自注意力和局部自注意力组成的IMHSA对特征进行增强,以减少随机干扰影响及特征增强过程中的时间消耗;然后,利用MSCNN-BiLSTM网络提取故障信号中的空间特征与长期依赖特征;最后,经全连接层和Softmax层输出风机轴承故障诊断结果,并采用实验台滚动轴承实际运行数据进行算例分析,通过与领域内其他同类方法的对比,验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词: 风机轴承故障诊断;改进多头自注意力机制;多尺度卷积网络;双向长短期记忆网络

中图分类号: TH133.3;TN911.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Fault diagnosis of fan bearings based on IMHSA-MSCNN-BiLSTM

Zhang Jia'an¹ Deng Qiang² Ma Zengqiang³ Li Zhijun¹

(1. School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

3. School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Railway University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Due to the non-stationary operating conditions and harsh working environment of wind turbines, the vibration pulse characteristics of wind turbine bearing faults are easily overwhelmed by random noise interference, which poses a challenge to accurately detect rolling bearing faults. In order to reduce the impact of random interference on subsequent feature extraction and algorithm complexity, an improved multi head self attention mechanism (IMHSA)-multi-scale convolutional network (MSCNN)-bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) wind turbine bearing fault diagnosis method is proposed. Firstly, the IMHSA composed of periodic cavity self attention and local self attention enhances the features to reduce the impact of random interference and the time consumption during the feature enhancement process; Then, the MSCNN-BiLSTM network is used to extract spatial features and long-term dependency features from the fault signal; Finally, the fault diagnosis results of the fan bearings were output through the fully connected layer and Softmax layer, and the actual operating data of the rolling bearings on the experimental platform was used for numerical analysis. The effectiveness and superiority of the proposed method were verified by comparing it with other similar methods in the field.

Keywords: fan bearing fault diagnosis; improving multi-head self-attention mechanism; multiscale convolutional networks; bidirectional long short term memory network

0 引言

近年来,风力发电作为一种重要的可再生能源获得广泛应用,风力发电机通常在室外较恶劣的环境运行,易导致

各种运行故障,其中主轴轴承故障占据所有机械故障的1/3^[1]。主轴轴承故障可能引发风力发电机及系统重大突发事件和经济损失,因此,风力发电机组轴承故障诊断技术对于确保设备安全运行、降低维护成本、提高经济效益具有

收稿日期:2024-02-27

* 基金项目:河北省自然科学基金创新集体项目(E2020202142)资助

重要意义^[2-4]。

传统的诊断方法很多都是基于“信号处理特征提取+机器学习”的分类方法,该方法需要大量的信号处理技术和诊断经验。郭方洪等^[5]建立多维特征评价模型筛选变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)后的固有模态分量以重构信号,然后使用宽度学习系统识别风机齿轮箱状态。尹逊龙等^[6]提出一种深度变分模态分解(DVMD)去除原始振动信号噪声,然后人工提取特征输入轻量梯度提升机实现故障诊断。在上述方法实施过程中,VMD 的参数选择不当会造成模态混叠,影响信号的分解效果;小波变换需要提前确定小波基函数,传统机器学习由于网络较浅,复杂故障特征的提取能力弱。

近年来,深度学习方法如深度卷积神经网络、深度自动编码器、深度置信网络和长短期记忆神经网络已广泛应用于轴承故障诊断。特别是双向长短期记忆网络(bidirectional long short term memory network, BiLSTM)可以学习长期依赖信息,缓解分析大规模时间序列样本时计算复杂度高和挖掘时间序列关系困难的问题。姚家琪等^[7]利用双通道并行的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与长短期记忆网络(long short term memory network, LSTM)分别提取信号中的时空间特征并融合,大大提高了网络模型的特征表达完备性。Guo 等^[8]提出了一种基于 CNN-BiLSTM 模型的新型初始故障诊断框架,能够有效检测滚动轴承初始异常。上述研究取得了一定的进展,证明了 BiLSTM 在轴承故障诊断领域的应用前景^[9]。Xu 等^[10]提出多尺度卷积网络(multiscale convolution, MSCNN)-BiLSTM 的风机轴承故障诊断方法,该方法结合了 MSCNN 在自动特征提取和 BiLSTM 捕获相关特征方面的优势,进一步提高了诊断准确率。但由于随机干扰对故障特征的影响,诊断结果不尽如人意。特征增强可以降低随机干扰的影响,有效提高诊断的准确性。注意力机制是一种基于权重的信号特征增强方法,可以增强数据重要特征的权重,从大量信息中快速筛选出高价值信息^[11]。You 等^[12]在模型中引入广义注意力机制来增强特征学习,进一步提高诊断的准确性和效率。王太勇等^[13]引入注意力机制,筛选不同 BiLSTM 网络提取的特征,保留目标特征,滤除冗余特征,以实现精准提取有效故障特征;虽然上述研究取得了很大进展,但是在长时间序列的特征增强过程中,注意力机制的计算复杂度被忽略。曹卫东等^[14]提出一种稀疏自注意力机制来降低多头自注意力机制(multi head self attention mechanism, MHSA)的算法复杂度。为了降低随机干扰对特征提取的影响,进一步降低时间序列分析过程中的计算复杂度,本文提出了一种基于改进多头自注意力(improve multi-head self-attention mechanism, IMHSA)与 MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断方法。由周期空洞自注意力和局部自注意力组成的 IMHSA 对振动信号重新加权,给予故障数据点高权重,故

障消失点低权重;然后,利用 MSCNN-BiLSTM 网络提取故障信号中的空间特征与长期依赖特征。最后,经全连接层和 Softmax 层识别风机轴承故障。

1 多头自注意力机制及 BiLSTM 网络

1.1 多头自注意力机制

与传统的单头自注意力机制网络相比, MHSA 每个注意力头都可以学习到不同的特征表示,在长期依赖学习方面具有很大的优势^[15]。MHSA 由一定数量的并行堆叠的自我注意子层组成。整合了来自多个自我注意力层的不同子空间的信息。它可以使模型能够更好地捕捉序列数据中的不同关系和特征,从而提高了模型的性能和表示能力。

对于每个子图层,输入序列中的嵌入要素及其位置信息与自我注意相关联。之后,通过线性变换集成多个子图层的结果,以便网络专注于重要的嵌入式特征及其位置。

对于单头自注意力机制,假设输入矩阵 \mathbf{X} 的维度为 $L \times d$, 通过线性变换构造查询矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{W}_q \times \mathbf{X}$ 和键矩阵 $\mathbf{K} = \mathbf{W}_k \times \mathbf{X}$, 值矩阵 $\mathbf{V} = \mathbf{W}_v \times \mathbf{X}$, $\mathbf{W}_v \in R^{d_f \times d_v}$, $\mathbf{W}_k \in R^{d_f \times d_k}$, $\mathbf{W}_q \in R^{d_f \times d_k}$ 。注意力矩阵的计算结果如下:

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Softmax}\left(\frac{f(\mathbf{Q}, \mathbf{K}^T)}{\sqrt{d_k}}\right) \mathbf{V} \quad (1)$$

其中, T 表示矩阵转置操作, d_k 是键矩阵的维度, Softmax 是一个行列式归一化函数。值得一提的是,单个线性变换很难实现综合关注。因此,通过构造多个线性变换 \mathbf{Q}, \mathbf{K} 和 \mathbf{V} 矩阵中,具有多个不同输出头的 MHSA 获得了更多的关注,如式(2)和图 1 所示。

$$\text{MultiHead}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_i, \dots, \text{head}_h) \mathbf{W}^o \quad (2)$$

其中, h 是自注意力头数, Concat 是矩阵的拼接操作, \mathbf{W}^o 是线性投影矩阵, head_i 表示第 i 个自注意力头,如下:

$$\text{head}_i = \text{Attention}(\mathbf{W}_q^{(i)} \mathbf{X}, \mathbf{W}_k^{(i)} \mathbf{X}, \mathbf{W}_v^{(i)} \mathbf{X}) \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, h$$

其中, $\mathbf{W}_q^{(i)}, \mathbf{W}_k^{(i)}$ 和 $\mathbf{W}_v^{(i)}$ 是第 i 个自注意力头的查询权重矩阵、键权重矩阵和值权重矩阵。

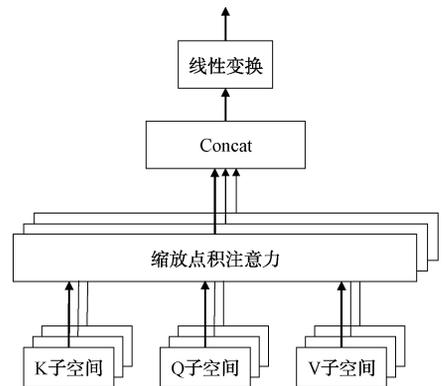


图 1 MHSA 模型结构

1.2 BiLSTM 网络

LSTM 单元的内部结构如图 2 所示。LSTM 的特点是 3 种栅极结构,即遗忘门、输入门和输出门。输入和输出门控制每个存储单元的输入和输出到网络其余部分的传递。遗忘门确定当前单元中保留了多少来自前一个存储单元的信息,并将高权重的输出信息从以前的神经元传递到下一个神经元。

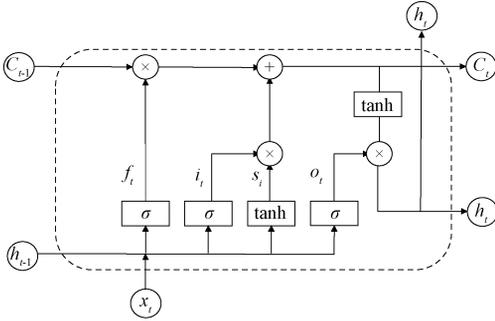


图 2 LSTM 网络的单元结构

LSTM 的工作原理将在下面详细描述:

首先,LSTM 中的遗忘门将决定信息的删除。然后输入门将决定要更新哪些状态,输入门第一部分将通过激活函数输出,输入门第二部分将创建新的临时状态来添加信息。然后,将这两个部分组合在一起进行状态更新。下一步,更新上一时刻的单元格状态,获取当前时刻的单元格状态。然后,输出门将决定输出 LSTM 中单元状态的哪一部分。进一步,单元状态 \$C_t\$ 经 \$\tanh\$ 函数后计算与输出门 \$O_t\$ 的 Hadamard 乘积获得在时间 \$t\$ 的隐藏状态 \$h_t\$。最后,得到 LSTM 估计结果。LSTM 中不同细胞的方程如下:

$$\begin{aligned}
 f_t &= \sigma(U_f x_t + W_f h_{t-1} + b_f) \\
 i_t &= \sigma(U_i x_t + W_i h_{t-1} + b_i) \\
 s_t &= \text{Softsign}(U_s x_t + W_s h_{t-1} + b_s) \\
 c_t &= c_{t-1} \otimes f_t + s_t \otimes i_t \\
 o_t &= \sigma(U_o x_t + W_o h_{t-1} + b_o) \\
 h_t &= o_t \otimes \tanh(C_t)
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

其中,\$f_t\$ 是时间 \$t\$ 的遗忘门输出,\$h_{t-1}\$ 是时间 \$t-1\$ 的隐藏状态,\$x_t\$ 是当前时间 \$t\$ 的输入,\$i_t\$ 是输入门的第一部分,\$s_t\$ 是输入门的第二部分,\$C_t\$ 是更新的存储单元,\$C_{t-1}\$ 是上一步的存储单元,\$o_t\$ 是输出门的输出。\$W_f, W_i, W_s, W_o, U_f, U_i, U_s, U_o\$ 是权重系数,\$b\$ 是偏置。

\$\sigma\$ 是 Sigmoid 激活函数,激活函数公式如下:

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}
 \tag{5}$$

\$\tanh\$ 激活函数公式如下:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}
 \tag{6}$$

然而,LSTM 只能从一个方向拟合时间相关数据,实现单向训练,难以应对复杂的非线性时序预测问题。为了使

每个样本信息的输出特征更加全面,本文采用了领域内常用且经验证表现良好的 BiLSTM 模型^[16],如图 3 所示。与 LSTM 相比,BiLSTM 增加了一个向后 LSTM,以便 BiLSTM 可以捕获 LSTM 可能忽略的信息。因此,向前和向后传播使特征融合更好,获得的特征更加全面。输出层可以通过迭代过程进行更新,如式(7)所示。

$$\begin{aligned}
 \bar{h}_t &= H(W_{x\bar{h}} x_t + W_{\bar{h}\bar{h}} \bar{h}_{t-1} + b_{\bar{h}}) \\
 \tilde{h}_t &= H(W_{x\tilde{h}} x_t + W_{\tilde{h}\tilde{h}} \tilde{h}_{t+1} + b_{\tilde{h}}) \\
 y_t &= W_{\bar{h}y} \bar{h}_t + W_{\tilde{h}y} \tilde{h}_t + b_y
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

其中,\$\bar{h}_t\$ 是正向的输出值,并且 \$\tilde{h}_t\$ 是反向的输出值,\$H\$ 是 Sigmoid 函数,\$y_t\$ 表示联合预测。

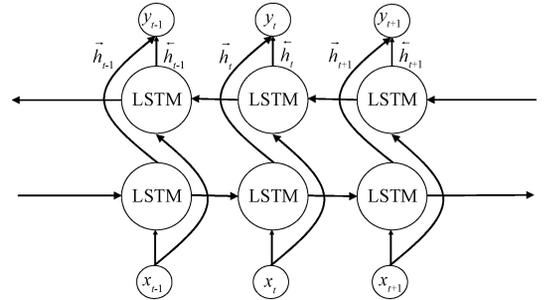


图 3 BiLSTM 网络

2 基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断方法

风机轴承属于旋转类设备,当发生故障时,故障部分将与其他接触部件定期碰撞,从而产生周期性的振动脉冲,故障振动信号由多个故障周期组成。每个故障周期由故障振幅和非故障振幅组成。但是在噪声环境的影响下,故障振幅经常被干扰噪声所淹没,难以提取有效的故障特征。因此,本文提出一种 IMHSA 机制对不同故障点的相似性评估,对实际数据中隐含的故障发生和消失的时间规律进行推理。然后将高权重分配给故障发生点,将低权重分配给故障消失点,以增强故障特征,减少随机干扰的影响,有效提高诊断的准确性。

2.1 IMHSA 机制

风机轴承振动信号属于长时间序列,随着故障样本时间尺度的增加,MHSA 的耗时将大大增加。它需要计算序列中任意两个点的相似性,并导致每层的时间复杂度 \$O(h \times L^2)\$ 急剧增加,其中 \$L\$ 是故障样本的长度,\$h\$ 是自注意力的头数。MHSA 由若干个单头自注意力机制组成,其中单头自注意力机制示意图如图 4 所示,其时间复杂度为 \$O(L^2)\$,\$L\$ 是样本长度。

为减少特征增强过程的时间消耗,本文提出一种 IMHSA。IMHSA 将注意力机制扩展为两个独立的注意力头,一个为局部自注意力,如图 5 所示;一个为周期空洞

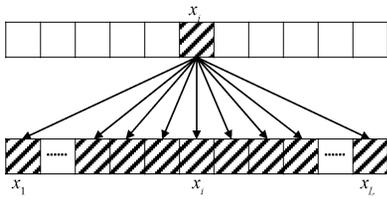


图 4 自注意力机制

自注意力,如图 6 所示,每个注意力头都学习不同的自注意力权重,因此能够捕捉输入序列中不同方面的信息。这些独立的头捕获的信息然后被拼接在一起或合并,形成最终的 IMHSA 输出。

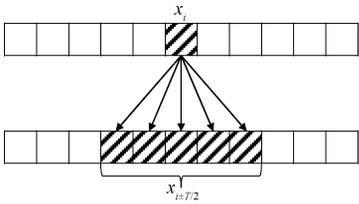


图 5 局部自注意力

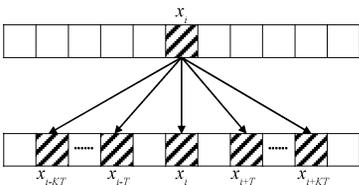


图 6 周期空洞自注意力

假设数据预处理后的风机轴承故障序列信号为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_t]$, $t \in R$ 其中, $x_t = [f_1^t, f_2^t, \dots, f_m^t]$, $m \in R$ 是包含 m 个采样点。轴承滚动速度为 r , 周期为 $T = 1/r$ 。轴承故障特征增强过程计算如下:

周期空洞自注意力相关性计算如式(8),只需计算输入元素 x_i 与它前后距离为 $T, 2T, 3T \dots$ 的元素关联度,其时间复杂度为 $O(L^2/T)$ 。

$$\alpha_i^k = \frac{\exp(x_i^T x_k)}{\sum \exp(x_i^T x_k)}, \quad i \in t \pm nT \quad (8)$$

$$x_i' = \sum \alpha_i^k x_k, \quad k \in t \pm nT$$

局部自注意力相关性计算如式(9),则只需要计算输入元素 x_i 前后距离为 $T/2$ 的元素关联度,其时间复杂度为 $O((T+1) \times L)$ 。

$$\alpha_i^k = \frac{\exp(x_i^T x_k)}{\sum \exp(x_j^T x_k)}, \quad j \in (t-T, t+T) \quad (9)$$

$$x_i'' = \sum \alpha_i^k x_k, \quad k \in (t-T, t+T)$$

最后,把 x_i', x_i'' 拼接成矩阵再乘以权重矩阵 w^o , 得到 x_i''' 。

$$x_i''' = w^o [x_i', x_i''] \quad (10)$$

$X_1 = [x_1''', x_2''', \dots, x_l''']$ 为风机轴承故障序列信号经过

IMHSA 特征增强后的信号。

2.2 MSCNN-BiLSTM 时空特征提取网络

风机轴承振动信号属于时序数据,为了更好地提取振动时序数据的时空特征,本文提出一种 MSCNN 与 BiLSTM 并行的时空特征提取的网络结构, MSCNN 提取时序数据多尺度空间特征, BiLSTM 提取时序数据的时序长期依赖特征,然后将 MSCNN 提取的空间特征与 BiLSTM 提取的时序特征进行特征融合,进一步提升故障诊断的准确率,所提的 MSCNN 与 BiLSTM 并行的时空特征提取的网络结构如图 7 所示。

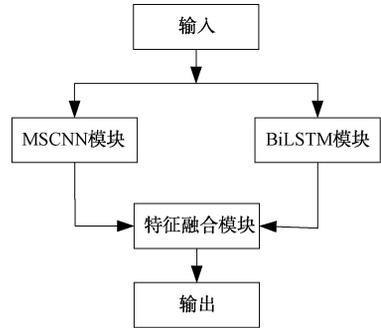


图 7 MSCNN-BiLSTM 时空特征提取网络

在所提出的网络结构模型中,构建了 3 个一维卷积尺度块,不同卷积块卷积核大小分别为 $1 \times 3, 1 \times 5, 1 \times 9$ 。每个一维卷积块由一个卷积层,一个批量归一化层,一个激活层组成,批归一化层是为了提高训练速度,激活层采用的激活函数为 ReLU。设计的 MSCNN 模块如图 8 所示。MSCNN 通过一些固有参数从输入中提取多尺度空间特征,并提供更强的泛化能力。为了避免多分支深度网络中梯度扩散和梯度爆炸的问题,引入了残差连通性的概念。BiLSTM 隐含层数设置为 2,每层神经元个数为 128。当 MSCNN-BiLSTM 双通道完成特征提取后,将双通道中提取到的特征进行拼接,利用全连接层进行特征融合。

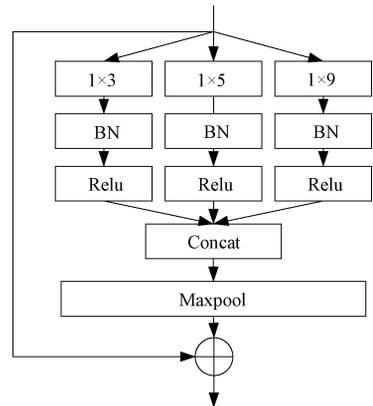


图 8 MSCNN 模型结构

2.3 故障诊断模型

IMHSA-MSCNN-BiLSTM 网络的整体结构如图 9 所示。

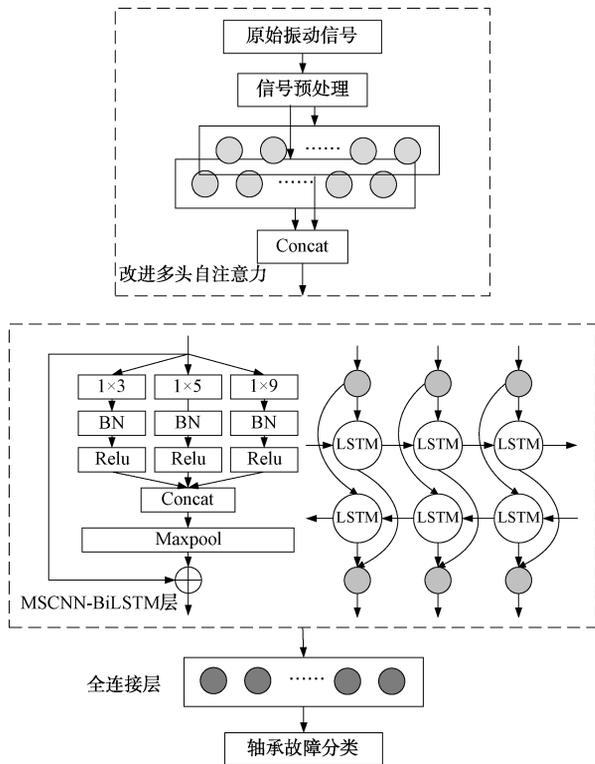


图 9 IMHSA-SCNN-BiLSTM 网络结构

所提方法的具体诊断步骤如下：

- 1) 数据采集与预处理: 从试验台获取数据, 数据清洗; 数据规范化作为数据预处理。
- 2) 将预处理后的数据划分为训练集和测试集, 设置网络中不同功能层的超参数后, 使用训练数据对模型进行训练。
- 3) 将测试数据输入训练好的模型。首先, IMHSA 模块进行注意力加权以强化特征, 提取输入数据中重要信息, 减小随机干扰的影响。
- 4) 使用 MSCNN-BiLSTM 进一步提取注意力加权故障信号中的轴承时空故障特征。分析大规模故障信号中的时间序列相关性, 提高算法精度。
- 5) 故障分类: 选择 Softmax 函数进行故障分类。

3 实验验证与分析

本节使用滚动轴承故障试验台实测的振动数据集^[17], 以验证 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 在风机轴承故障诊断中的可行性和适用性, 并通过和传统方法的对比, 说明其优越性。

3.1 实验介绍

滚动轴承的故障数据通过图 10 中的 QPZZ-II 旋转机械故障试验台采集, 用内圈点蚀故障号对本文所提方法进行验证, 本试验台利用 CA-YD-188 型加速度传感器采集振动数据, 该传感器主要由振动加速度传感器、激光转速计、轴承组成。本实验中转速设置为 317 r/min, 信号的采样频

率为 25.6 kHz。表 1 给出了轴承的结构参数。

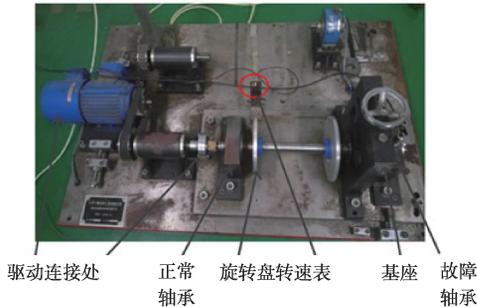


图 10 滚动轴承实验台

表 1 滚动轴承结构参数

轴承型号	中径 D/mm	滚子直径 d/mm	接触角 $\alpha/(\circ)$	滚子个数 z	转速 r/min
N205E	38.5	7.5	0	13	317

通过传感器采集振动信号可以获得滚动轴承的 4 种状态, 包括正常状态和 3 种故障状态, 即滚动体故障, 内圈故障和外圈故障, 每种轴承状态训练集个数为 750, 测试集个数为 250。表 2 说明了滚动轴承 4 类工况下的标签。

表 2 滚动轴承 4 类状态

状态描述	标签	训练集/测试集
正常状态	1	750/250
滚动轴承滚动体故障	2	750/250
滚动轴承内圈故障	3	750/250
滚动轴承外圈故障	4	750/250

3.2 实验超参数设置与结果分析

1) 实验超参数设置

本文采用 Pytorch 设计实现了基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断模型。实验过程采用 Adam 优化算法更新网络参数, 网络训练过程中, 初始学习率设为 0.001, 批量大小为 128, 一共进行 80 个迭代步, BiLSTM 隐含层数设置为 2, 每层神经元个数为 128。

2) 实验结果分析

在实际工况环境中, 采集到的数据常常伴随着不可避免的噪声, 因此故障诊断模型需要具备一定的抗噪能力。为了更好地模拟真实应用场景, 本文在抗噪能力测试环节采用以下策略: 模型仍然使用原始数据进行训练, 然后在测试集中引入不同强度的加性高斯白噪声, 以评估模型在不同噪声强度下的性能表现。每个模型在不同强度的噪声下进行了 10 次测试。然后, 以 10 个实验的平均值作为最终结果。

为进一步分析本文所提网络模型的优越性, 选取 MHSA-MSCNN-BiLSTM、SA-MSCNN-BiLSTM、MSCNN-

BiLSTM^[10]、CNN-LSTM^[18]、LSTM^[19], 5 种网络模型与本文所提网络进行对比。无噪声的准确率和时间消耗对比实验结果如图 11 所示,在不同噪声水平下与其他算法准确率对比的实验结果如图 12 所示。

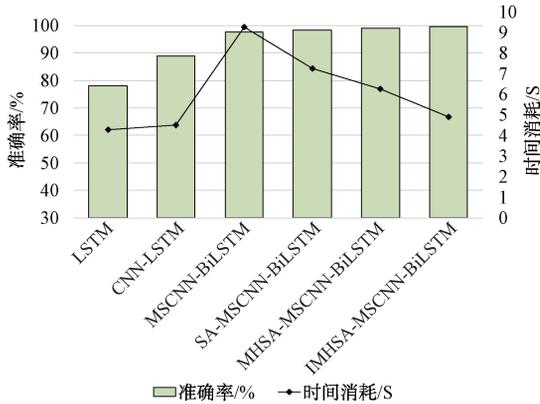


图 11 与其他方法的时间消耗和诊断准确性的比较

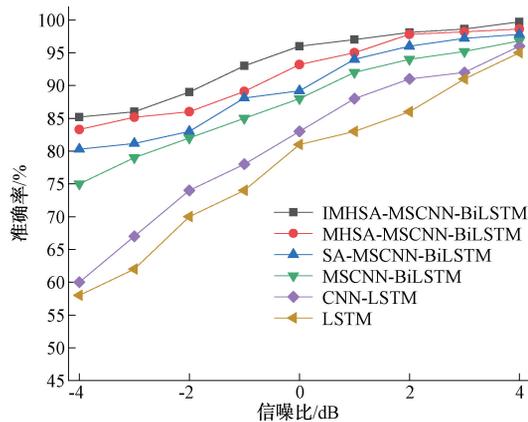


图 12 在不同噪声水平下与其他算法准确率对比

如图 11 所示,IMHSA-MSCNN-BiLSTM 与其他方法之间的时间消耗和诊断准确性的比较结果。左边是诊断准确率,右边是耗时。直方图显示了通过不同方法获得的诊断准确性。折线图显示了不同方法诊断过程的时间消耗。可以发现,LSTM 的时间消耗最少,但诊断准确率最低。MSCNN-BiLSTM 诊断准确率为 97.7%,然而,它的时间消耗是最高的。SA-MSCNN-BiLSTM 和 MHSA-MSCNN-BiLSTM 的诊断准确率与 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 接近,但是时间消耗都比 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 高,本文所提出的 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 在相对较低的时间消耗下获得了最好的诊断结果。结果表明,本文提出的方法能够在保持高诊断准确性的同时减少时间消耗。

不同噪声水平下与其他算法准确率对比的实验结果如图 12 所示,实验结果表明,在这些深度学习方法中,单独使用 LSTM 模型的表现最差;在所有噪声环境下,IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的平均识别精度高于其他 5 种模型,且稳定性也更好;随着噪声强度的增加,即信噪比降低,虽然

每个模型的精度会降低,但本文所提模型的优势更加明显。当信噪比为 -4 dB 时,与 MHSA-MSCNN-BiLSTM 和 MSCNN-BiLSTM 相比,IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的平均精度分别提高了 2.5% 和 6.25%,表明对 MHSA 的改进是有效果的,提高了模型的抗噪声干扰能力;结果表明,IMHSA-MSCNN-BiLSTM 最小化了信号的畸变,保留了更有效的信号,具有较高的分类精度和优异的稳定性。

4 结 论

本文针对风机轴承故障信号的脉冲特性易被随机噪声干扰所淹没的问题,提出了一种基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断方法。利用 IMHSA 对滚动轴承故障特征进行增强,并结合 MSCNN-BiLSTM 模型进一步提取故障信号中的时空特征,构建了基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断模型,通过物理实验平台数据集的学习、诊断,并与传统方法比对分析表明 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 模型有效降低了噪声干扰信号对故障诊断的不利影响,提高了噪声条件下的风机轴承故障诊断准确率,并提升了算法的计算效能。

参 考 文 献

- [1] 宋威,林建维,周方泽,等. 基于改进降噪自编码器的风机轴承故障诊断方法_宋威[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 61-68.
- [2] 张国珺,史元浩. 考虑最小成本的风机轴承维护周期优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 48-55.
- [3] 张玉兰. 基于振动信号分析的风力发电机传动系统轴承故障诊断技术研究[D]. 郑州:河南理工大学, 2022.
- [4] 陶永辉,王勇. 基于改进的 K-means 风电机电异常数据检测[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4): 141-148.
- [5] 郭方洪,林凯,窦云飞,等. 基于多维特征评价的风机齿轮箱早期故障诊断[J/OL]. 控制与决策, 1-9 [2024-04-23]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1388>.
- [6] 尹逊龙,牟宗磊,王友清. 基于 DVMD 降噪的旋转机械故障诊断[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1324-1334.
- [7] 姚家琪,荆华,赵春晖. 一种面向噪声环境中旋转机械故障诊断的多模态耦合输入神经网络[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1918-1926.
- [8] GUO Y, MAO J, ZHAO M. Rolling bearing fault diagnosis method based on attention CNN and BiLSTM network[J]. Neural Processing Letters, 2023, 55(3): 3377-3410.
- [9] HAN T, MA R, ZHENG J. Combination bidirectional long short-term memory and capsule network for rotating machinery fault diagnosis[J]. Measurement, 2021, 176: 109208.
- [10] XU Z, MEI X, WANG X, et al. Fault diagnosis of

- wind turbine bearing using a multi-scale convolutional neural network with bidirectional long short term memory and weighted majority voting for multi-sensors[J]. *Renewable Energy*, 2022, 182: 615-626.
- [11] LI X, ZHANG W, DING Q. Understanding and improving deep learning-based rolling bearing fault diagnosis with attention mechanism [J]. *Signal Processing*, 2019, 161: 136-154.
- [12] YOU K, QIU G, GU Y. An efficient lightweight neural network using BiLSTM-SCN-CBAM with PCA-ICEEMDAN for diagnosing rolling bearing faults[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 34(9): 094001.
- [13] 王太勇,王廷虎,王鹏,等. 基于注意力机制 BiLSTM 的设备智能故障诊断方法[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2020, 53(6): 601-608.
- [14] 曹卫东,潘红坤. 采用稀疏自注意力机制和 BiLSTM 模型的细粒度情感分析[J]. *计算机应用与软件*, 2022, 39(12): 187-194.
- [15] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30.
- [16] YU Y, SI X, HU C, et al. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures[J]. *Neural Computation*, 2019, 31(7): 1235-1270.
- [17] LI X, MA Z, KANG D, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on VMD-FRFT [J]. *Measurement*, 2020, 155: 107554.
- [18] CHANG Y, CHEN J, QU C, et al. Intelligent fault diagnosis of wind turbines via a deep learning network using parallel convolution layers with multi-scale kernels[J]. *Renewable Energy*, 2020, 153: 205-213.
- [19] YU L, QU J, GAO F, et al. A novel hierarchical algorithm for bearing fault diagnosis based on stacked LSTM[J]. *Shock and Vibration*, 2019, DOI:10.1155/2019/2756284.

作者简介

张家安, 博士, 副教授, 主要研究方向为新能源发电系统及智能化、新能源领域故障检测。

E-mail: zhangjiaan@foxmail.com

邓强(通信作者), 硕士, 主要研究方向为模式识别与故障诊断。

E-mail: 1839013485@qq.com