

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2023.02.009

基于 MOMEDA 与 BiLSTM 的滚动轴承 微弱故障识别方法

权伟¹, 和丹^{1*}, 杨鹏程¹, 区瑞坚²

(1. 西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710600;
2. 苏州微著设备诊断技术有限公司, 江苏 苏州 215200)

摘要:针对传统的滚动轴承智能诊断模型计算效率低和准确率欠佳问题,课题组提出一种基于多点最优最小熵解卷积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA)和双向长短期记忆(bidirectional long short-term memory network, BiLSTM)网络相结合的滚动轴承故障诊断模型。该模型利用 MOMEDA 方法增强故障特征,并结合遗传算法(genetic algorithm, GA)对 BiLSTM 模型参数进行优化,实现滚动轴承智能、高效及鲁棒性诊断。利用该模型对经典轴承数据集以及牵引电机轴承故障数据集进行验证,平均准确率达到 99.63%,分别比传统卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、单层长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)、双向长短期记忆网络和最新的 CNN-LSTM 模型高 16.02%、9.98%、7.01% 和 5.65%,验证了该模型的有效性和优越性。

关键词:滚动轴承;多点最优最小熵解卷积;遗传算法;双向长短期记忆网络

中图分类号:TH133.33 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2023)02-0057-09

Weak Fault Identification Method of Rolling Bearing Based on MOMEDA and BiLSTM

QUAN Wei¹, HE Dan^{1*}, YANG Pengcheng¹, OU Ruijian²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China;
2. Suzhou Veizu Equipment Diagnostic Technology Co., Suzhou, Jiangsu 215200, China)

Abstract: Aiming at the problems of low computational efficiency and poor accuracy of the traditional rolling bearing intelligent diagnosis model, a rolling bearing fault diagnosis model based on multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted (MOMEDA) and bidirectional long and short term memory (BiLSTM) network was proposed. The MOMEDA method was used in model to enhance the fault characteristics and the genetic algorithm (GA) was combined to optimize the BiLSTM model parameters to achieve intelligent, efficient and robust diagnosis of rolling bearings. The model was validated on the classical bearing dataset and the traction motor bearing fault dataset with an average accuracy of 99.63%, which was 16.02%, 9.98%, 7.01% and 5.65% higher than the conventional convolutional neural network (CNN), single-layer long short-term memory network (LSTM), bi-directional long short-term memory network (LSTM) and the latest CNN-LSTM model, respectively, verifying the effectiveness and superiority of the model.

Keywords: rolling bearing; MOMEDA (Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted); genetic algorithm; BiLSTM (Bidirectional Long and Short Term Memory Network)

收稿日期:2022-09-15;修回日期:2023-01-30

基金项目:陕西省科技厅自然科学基金基础研究计划-面上项目(2022JM-219)。

第一作者简介:权伟(1996),男,陕西宝鸡人,硕士研究生,主要研究方向为机械设备故障诊断与故障分类。通信作者:和丹(1986),男,陕西宝鸡人,博士,硕士生导师,主要研究方向为机械故障诊断和 NVH。E-mail:1985307467@qq.com。

滚动轴承是现代旋转机械中的重要零部件,也是最容易损坏的部件之一。据统计,旋转机械失效案例中一半左右是由滚动轴承失效引起的^[1]。轴承故障轻则会影响整个旋转机械的稳定运行,重则造成巨大的经济损失和人员伤亡。因此,为了保证设备安全和运行可靠,对滚动轴承进行故障诊断具有重要意义。

传统的故障诊断方法是基于轴承故障特征提取和专家经验诊断,该方法极度依赖专家的知识背景,难以实现轴承故障状态的实时检测。近年来,由于人工智能中机器学习理论尤其是深度学习理论的发展,滚动轴承智能诊断成为一个研究热点^[2]。传统的神经网络对轴承故障诊断忽略了轴承振动信号的时序特性,难以挖掘输入之间关键的相互关联信息^[3]。卷积神经网络和循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)由于具有空间特征提取能力和时序特征处理能力已成为轴承故障诊断研究热点。基于卷积神经网络的轴承故障诊断的研究有:刘洋等^[4]针对传统卷积神经网络对特征辨识性差的问题,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;Xu 等^[5]为了有效地实现滚动轴承的在线故障诊断,提出了一种基于在线传递卷积神经网络的滚动轴承故障诊断模型,利用离线卷积神经网络参数对在线卷积神经网络参数进行调整实现域自适应,有效提升了模型识别精度;Sun 等^[6]将轴承振动信号转化为 SDP 图像输入到卷积神经网络模型,自动地诊断出故障类型,并利用测试数据验证了该模型在不同轴承工况下的鲁棒性,虽然卷积神经网络模型具有一定的故障判别能力,但是会导致模型参数增加,使得模型训练过程更加困难^[7]。基于循环神经网络的轴承故障诊断的研究有:陈保家等^[8]针对滚动轴承振动信号自适应故障特征提取与智能诊断问题,提出了一种结合卷积神经网络与长短时记忆网络的故障诊断模型,有效缩减了模型训练时间;赵志宏等^[9]设计并实现了一种基于双向长短期记忆网络(BiLSTM)诊断模型,模型实现了端到端的滚动轴承故障智能诊断;Li 等^[10]针对故障样本不平衡问题,提出了一种基于 Wasserstein 生成对抗网络的数据再平衡解决方案,以提高数据质量,并结合长短时记忆全卷积网络实现高维振动信号故障诊断。尽管长短时记忆网络模型具有较强的特征学习能

力,可以实现有效的故障诊断。但由于使用原始信号作为输入数据,模型对噪声具有很高的灵敏度,因此很难在强背景噪声干扰下拥有良好的表现。为了克服强背景噪声下特征提取能力弱的问题,国内外研究者开展了大量微弱故障特征强化工作,如快速谱峭度、经验小波变换和共振稀疏分解等^[11-14]方法。其中 McDonald 等^[15]提出的多点最优最小熵解卷积方法因具有降低非故障成分影响、突出冲击故障特征的优势被广泛应用于轴承故障特征强化^[16]。

鉴于上述分析,课题组提出一种基于 MOMEDA 辅助特征提取的双向长短时记忆网络模型。首先,利用 MOMEDA 算法对轴承故障信号进行预处理,增强故障特征和消除外界干扰;然后,利用 GA 对 BiLSTM 模型参数进行优化,实现模型参数自适应选取;最后,利用经典轴承数据集以及牵引电机轴承故障数据集验证所提出模型在计算速度和诊断精度方面的优势。

1 基本理论

1.1 多点最优最小熵解卷积(MOMEDA)

MOMEDA 是以连续周期脉冲作为最优解卷积目标,来实现增强脉冲和减少外界噪声干扰的目的。其目标函数为:

$$D_m = \max \text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \max_f \frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{t}$ 为目标向量,用于确定冲击脉冲位置和权重; f 为滤波器系数; $\mathbf{y}$ 为采集到的振动信号; D_m 为目标函数。

利用滤波器系数 $f = f_1, f_2, \dots, f_L$ 的导数来求解式(1)的极值,有:

$$\frac{d}{df} \left(\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) = \frac{d}{df} \frac{t_1 y_1}{\|\mathbf{y}\|} + \frac{d}{df} \frac{t_2 y_2}{\|\mathbf{y}\|} + \dots + \frac{d}{df} \frac{t_{N-L} y_{N-L}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (2)$$

式中: N 为输入信号长度, L 为滤波器长度。

将式(2)转换为矩阵形式有:

$$\|\mathbf{y}\|^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t} - \|\mathbf{y}\|^{-3} \mathbf{t}^T \mathbf{y} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = \mathbf{X}_0 \mathbf{t} \quad (4)$$

由于 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T f$, 且假设 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 存在,那么式(1)可进一步化简为:

$$\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} f = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t} \quad (5)$$

由式(5)得到特解 $f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t$, 将其代入 $y = X_0^T f$ 得到原冲击信号 y 。

1.2 双向长短时记忆神经网络 (BiLSTM)

双向长短时记忆神经网络是长短时记忆神经网络的一种改进形式,其具体结构如图 1 所示。相较于传统的长短时记忆神经网络只能提取序列前向信息,会造成后向信息浪费掉。而双向长短时记忆神经网络是在每个时刻的输出同时包含该神经元的前向输出和后向输出,这种结构设计充分考虑到了时间序列数据前后节点之间的相关性,在提取模型序列信息的能力上有了进一步的提升。

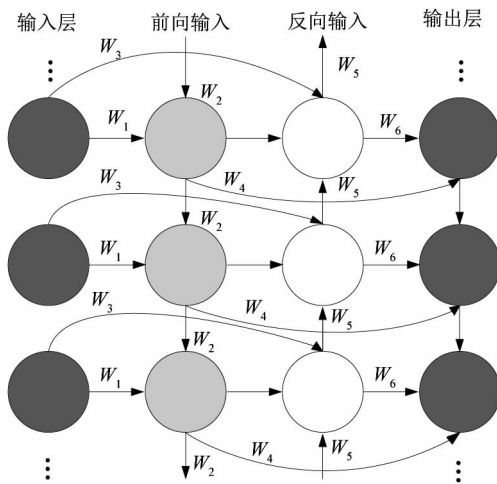


图 1 双向长短时记忆网络结构图

Figure 1 Structure of bidirectional long- and short-term memory network

双向长短时记忆网络用数学表达式如下:

$$h_t = f(w_1 x_t + w_2 h_{t-1}); \quad (6)$$

$$h'_t = f(w_3 x_t + w_5 h'_{t-1}); \quad (7)$$

$$O_t = g(w_4 h_t + w_6 h'_t)。 \quad (8)$$

式中: h_t 为向前隐含层的输出, h'_t 为向后隐含层的输出, O_t 为最终输出, x_t 为输入信号。

1.3 GA-BiLSTM 算法

课题组提出的 BiLSTM 模型是利用遗传算法对模型进行评估,使其找到最优网络参数,然后将其赋给 BiLSTM 网络模型。GA-BiLSTM 算法实现步骤如下:

1) 将 BiLSTM 层数、Dense 层数以及每层的神经元连接数作为优化参数,并对 BiLSTM 网络随机生成的权值和阈值进行编码作为遗传算法的初始种群;

2) 构建适应函数作为遗传算法选择更优个体的评价依据,课题组选用 BiLSTM 模型的 MSE 倒数作为目标函数;

3) 通过选择、交叉、变异操作找到最优适应度值对应个体,再经过迭代后,找到最优的个体,并对其解码,得到最适合该网络的权值和阈值;

4) 将最优的权值和阈值赋给 BiLSTM 网络模型。从而得到优化后的 BiLSTM 参数,带入 BiLSTM 网络中形成新的模型。

2 诊断模型的构建

2.1 诊断模型基本结构

基于 MOMEDA 模块能够对信号进行冲击特征增强和 BiLSTM 则能够充分提取数据中的时间特征并进行识别。课题组将 2 者结合,使得模型提取特征效果得到进一步提升。因此,课题组构建了一种基于 MOMEDA-BiLSTM 滚动轴承故障诊断模型如图 2 所示,具体故障诊断流程如图 3 所示。

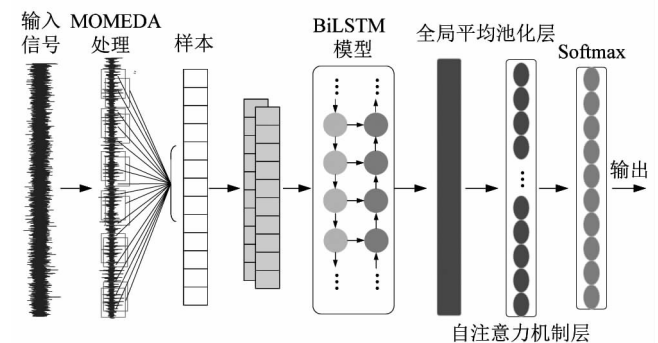


图 2 MOMEDA-BiLSTM 滚动轴承故障诊断模型

Figure 2 MOMEDA-BiLSTM rolling bearing fault diagnosis model

故障诊断流程:

1) 预处理。采集轴承振动信号并打标签,对其划分为训练集、验证集和测试集 3 部分,并利用数据增强技术对数据进行处理和归一化处理。

2) 网络模型训练。基于训练集数据,利用 MOMEDA 方法对数据特征进行增强,再将增强后的信号输入到 BiLSTM 网络中,利用自注意力层增强模型的通道注意力;利用全局平均池化层进行降维处理以及特征信息的整合;最后结合 GA 算法对网络模型参数进行调整,进一步优化 BiLSTM 网络。

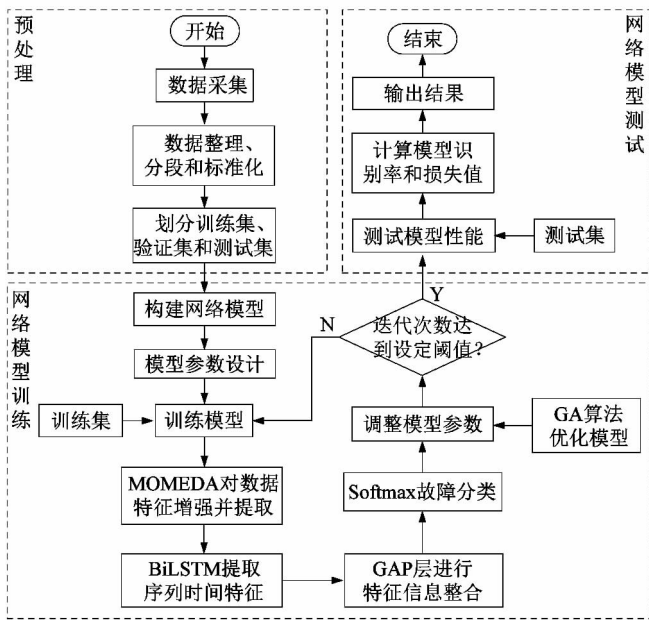


图3 故障诊断流程示意图

Figure 3 Diagram of fault diagnosis process

3) 网络模型测试。将优化后的参数带入网络,基于测试集数据,计算的模型准确率和损失值测试模型性能。

2.2 数据集增强

数据增强(data augment)技术,即通过技术手段增加训练样本,以提高训练样本多样性和缓解小样本问题造成的学习困难。课题组选择通过滑动窗口重叠采样方式对数据进行预处理,实现数据特征增强。数据增强示意图如图4所示。

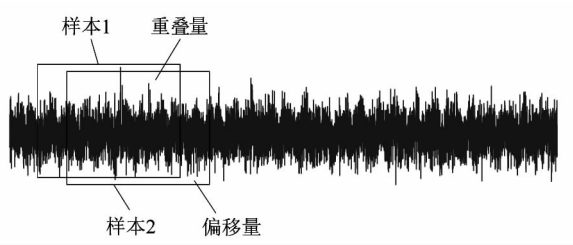


图4 数据增强示意图

Figure 4 Schematic diagram of data enhancement

2.3 数据标准化处理

对数据进行归一化处理,利用离差标准化方法,使结果值映射到 $[0,1]$ 之间。函数式为:

$$x_i^* = \frac{(x_i - \min(x_i))}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (9)$$

式中: x_i 为样本信号, x_i^* 为标准化处理后的信号。

对数据标准化处理可以有效防止模型梯度爆炸,保证结果的可靠性。

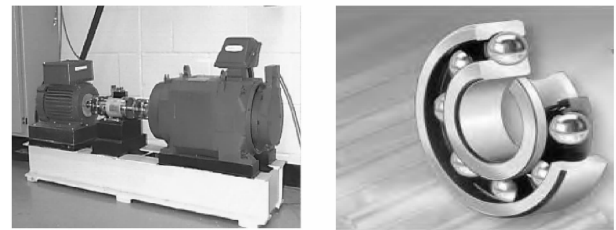
3 试验验证与分析

课题组采用美国凯斯西储大学(CWRU)的轴承数据和异步牵引电机轴承数据进行故障诊断分析。

3.1 实验数据分析

3.1.1 试验设备与数据集准备

试验数据选自图5(a)中电机驱动端轴承处采集的振动信号,轴承型号为SKF6205深沟球轴承如图5(b)所示。滚动轴承故障类型分为内圈故障、外圈故障和滚珠故障,每种故障均有0.18和0.54 mm损伤直径。包含7种健康状态数据集如表1所示。



(a) 轴承故障实验台

(b) 深沟球轴承

图5 凯斯西储大学轴承故障试验台架

Figure 5 Case Western Reserve University Bearing Failure Test Stand

表1 CWRU 轴承数据集参数

Table 1 Parameters of CWRU bearing data set

轴承状态	样本数	故障直径/mm	标签
正常	1 200	0.00	0
内圈故障 1	1 200	0.18	1
内圈故障 2	1 200	0.54	2
外圈故障 1	1 200	0.18	3
外圈故障 2	1 200	0.54	4
滚动体故障 1	1 200	0.18	5
滚动体故障 2	1 200	0.54	6

3.1.2 模型参数设置

轴承振动信号通过 MOMEDA 方法处理得到特征增强的信号;再通过 BiLSTM 层进一步提取信号中所包含的时间特征,并添加自注意力层增强模型的通道注意力,然后经全局平均池化层进行降维,并在全连接层设置了随机失活比率层,避免模型过拟合。最后,由

Softmax 分类器输出,分类数为 7。每进行 1 次 MOMEDA 处理,紧接着进行 1 次批标准化,具体的网络层结构参数如表 2 所示。

表 2 BiLSTM 模型结构设置
Table 2 BiLSTM Model structure settings

网络层	激活函数	核大小	步长	神经元数	输入维数	输出维数
BiLSTM 层	tanh			128	(1 024,1)	(8,64)
全局平均池化层		2	2		(128,64)	(64,1)
全连接层		32			(64,32)	(32,1)
Softmax 层	softmax				(32,1)	(7,1)

除上述网络结构参数外,对其诊断结果影响较大的参数还有训练样本占比和批尺寸大小,如图 6~7 所示。

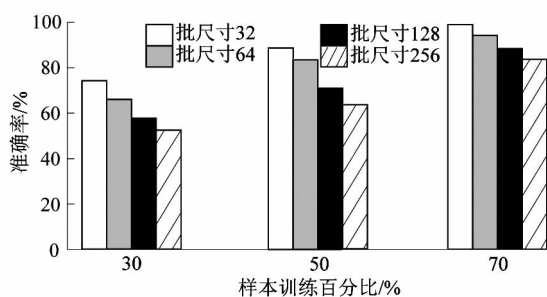


图 6 训练样本占比与批尺寸大小对诊断精度的影响

Figure 6 Effect of training sample share and batch size on diagnostic accuracy

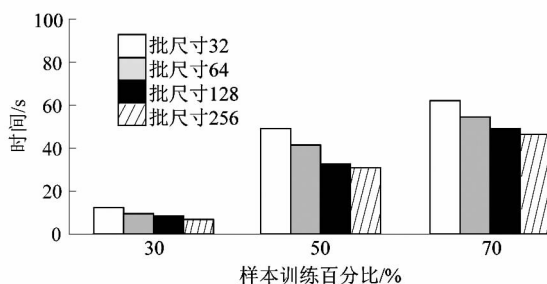


图 7 训练样本占比与批尺寸大小对诊断时间的影响

Figure 7 Effect of training sample share and batch size on diagnosis time

从图中可知,模型配置的训练样本百分比分别选 30%、50% 和 70%,批尺寸大小分别选 32、64、128 和 256。训练百分比和尺寸组合分析结果并利用遗传算

法优化参数计算函数值,从而得到最优的参数组合作为诊断模型的初始参数组合。

3.1.3 结果及分析

为验证所构建的故障诊断模型诊断效果,分别在上述轴承故障数据集上使用传统双层 CNN、LSTM 模型、CNN-LSTM 模型进行对比试验,结果如图 8~9 所示。将上述数据集中滚动轴承振动信号输入到各个模型当中,模型训练样本占比设置为 70%,批尺寸大小为 32,学习率设置为 0.001,每次计算迭代次数为 20,随机失活比率设为 0.20。为保证计算结果的可靠性,以 20 次计算结果平均值作为最终结果,计算结果如表 3 所示。

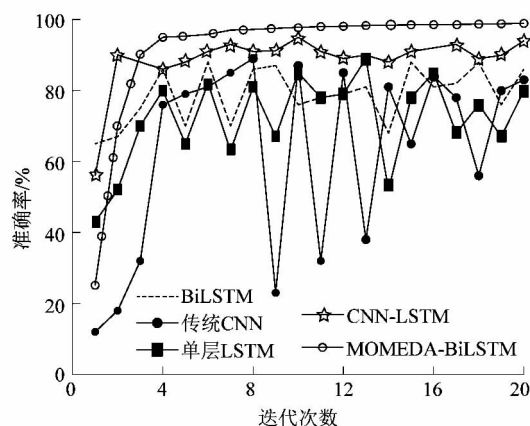


图 8 不同模型准确率随迭代次数的变化曲线

Figure 8 Variation curve of accuracy of different models with number of iterations

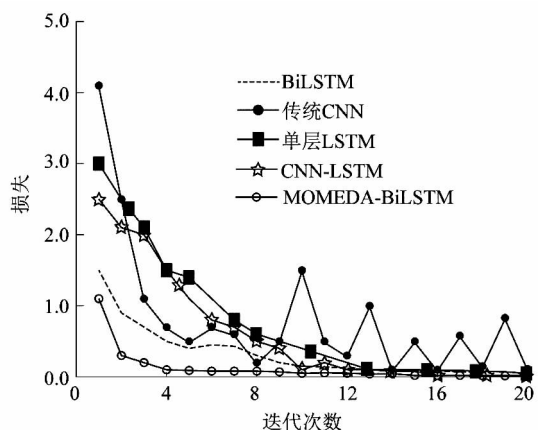


图 9 不同模型损失值随迭代次数的变化曲线

Figure 9 Variation curve of loss value of different models with number of iterations

表3 不同模型平均计算结果对比
Table 3 Comparison of average calculation results of different models

模型	准确率/%			损失	计算时间 t/s
	最大值	最小值	平均值		
传统 CNN	88.62	80.31	83.61	0.13	302.75
单层 LSTM	95.83	88.38	89.65	0.15	198.87
BiLSTM	96.35	90.56	92.62	0.16	98.88
CNN-LSTM	98.65	92.10	93.98	0.08	75.68
MOMEDA-BiLSTM	99.73	99.12	99.63	0.02	59.85

从表3可以看出,课题组所提出的基于MOMEDA-BiLSTM的滚动轴承故障诊断模型有着不错的诊断效果,平均诊断准确率可以达到99.63%,高于其它4种对比模型,说明课题组所提模型预测值与实际数值更为接近。而且,在自注意力机制增强的情况下,网络能够更快调整至最佳权重,加快了模型的收敛

速度;此外,相较于文献[8]中的CNN-LSTM诊断方法,模型总参数上减少了CNN卷积层、池化层,计算时间缩短了20.91%,说明所提方法在保证高准确率的同时,计算效率也得到了提升。

3.2 异步牵引电机轴承数据分析

3.2.1 试验设备与数据集介绍

试验选择YQ-365型异步牵引电机对圆柱滚动轴承为研究对象,在进行异步牵引电机的滚子轴承内圈和滚动体故障实验中,采用线切割方式在输出轴承(型号为NU214 C4)上加工内圈故障尺寸为8.00 mm × 0.25 mm的细槽,滚动体故障尺寸为20.00 mm × 0.25 mm,用于模拟内圈和滚动体故障如图10(a)和(b)所示。图10(c)为保持架变形产生的轴承故障,图10(d)是轴承外圈产生的故障。以12.8 kHz的采样频率采集振动信号,实际的电机转速为600 r/min。振动数据由图11中振动加速度传感器b获得。电机的内部结构如图12所示。

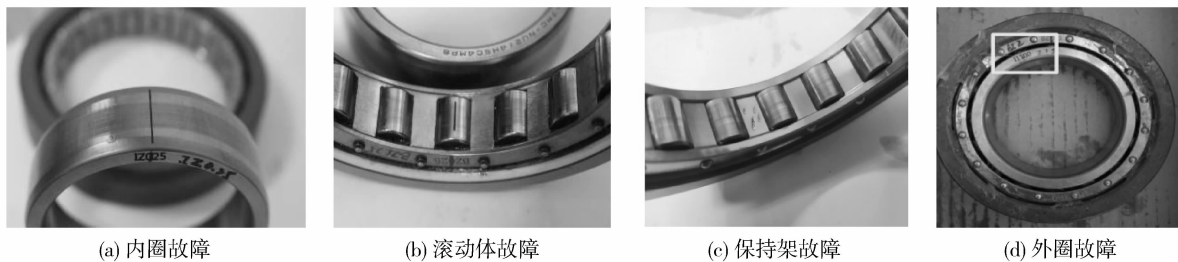


图10 轴承样本故障状态

Figure 10 Bearing sample failure status

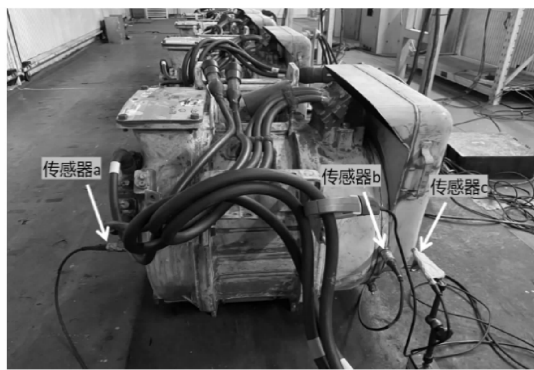


图11 YQ-365 异步牵引电机

Figure 11 YQ-365 asynchronous traction motor

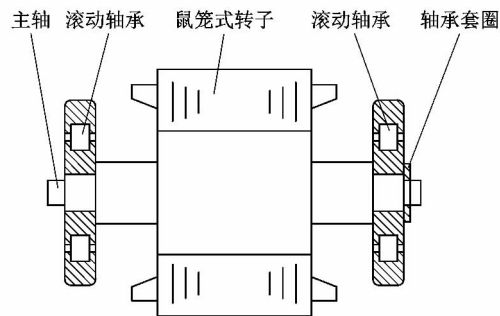


图12 电机内部结构

Figure 12 Motor internal structure

每个状态的轴承样本含有 1 024 个数据点,将其按照 7:3 划分训练集和测试集。所选用的数据集具体如表 4 所示。网络参数模型除了将 Softmax 分类器分类数改为 5 外,其余模型参数也做了改变,批尺寸大小为 32,学习率设置为 0.001,每次计算迭代次数为 30,随机失活比率设为 0.12,为保证计算结果的可靠性,最终结果取 10 次结果的平均值。采用不同模型对轴承故障数据进行诊断结果如表 5 所示。可以看出 MOMEDA-BiLSTM 模型准确率远胜于其他模型,所消耗的时间也是最短的。按模型诊断效率由大到小排列为: MOMEDA-BiLSTM > CNN-LSTM > BiLSTM > 单层 LSTM > 传统 CNN。

表 4 轴承数据集参数

Table 4 Parameters of the bearing data set

轴承状态	样本数	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	标签
健康	500	600	0
内圈故障	500	600	1
保持架故障	500	600	2
滚动体故障	500	600	3
外圈故障	500	600	4

表 5 不同模型的平均准确率和时间比较

Table 5 Comparison of the average accuracy and time of different models

模型	准确率/%	损失	计算时间 t/s
传统 CNN	82.5	0.13	253.2
单层 LSTM	91.1	0.11	223.2
BiLSTM	92.2	0.10	220.2
CNN-LSTM	95.7	0.08	186.2
MOMEDA-BiLSTM	97.3	0.02	160.8

3.2.2 结果可视化分析

为进一步量化模型的故障特征提取和分类效果,课题组对 5 种工况下数据进行混合,实验样本数为 2 500。每一种状态的样本数为 500,采用多分类混淆矩阵对不同模型的特征聚类情况进行可视化处理。实验结果如图 13 ~ 17 所示,可以看出其中 LSTM 网络与 CNN 模型准确率较低,BiLSTM 模型准确率更高,这是由于 BiLSTM 能进一步学习特征的时间依赖性,但其输入到全连接层参数变多。与 CNN-LSTM 模型相比,

MOMEDA-BiLSTM 模型准确率更高,且所用时间最短具有良好的稳定性。这表明了 MOMEDA-BiLSTM 模型能更快地提取全面信息并进行学习,在保证了对较高学习效率下,取得了最优的诊断结果。从图 17 可知,该模型整体准确率达到 97.3%,高于其他 4 种模型,表明了该模型具有更强的故障识别能力。

预测标签值	0	1	2	3	4	
0	431 17.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	34 1.4%	92.7% 7.3%
1	69 2.8%	471 18.8%	0 0.0%	3 0.1%	112 4.5%	71.9% 28.1%
2	0 0.0%	29 1.2%	500 20.0%	164 6.6%	14 0.6%	70.7% 29.3%
3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	333 13.3%	13 0.5%	96.2% 3.8%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	327 13.1%	100.0% 0.0%
	86.2% 13.8%	94.2% 5.8%	100.0% 0.0%	66.6% 33.4%	65.4% 34.6%	82.5% 17.5%
	0	1	2	3	4	真实标签值

图 13 传统 CNN 模型故障识别结果

Figure 13 Fault identification results of traditional CNN model

预测标签值	0	1	2	3	4	
0	431 17.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.2%	99.1% 0.9%
1	69 2.8%	488 19.5%	0 0.0%	85 3.4%	28 1.1%	72.8% 27.2%
2	0 0.0%	12 0.5%	500 20.0%	21 0.8%	0 0.0%	93.8% 6.2%
3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	394 15.8%	3 0.1%	99.2% 0.8%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	465 18.6%	100.0% 0.0%
	86.2% 13.8%	97.6% 2.4%	100.0% 0.0%	78.8% 21.2%	93.0% 7.0%	91.1% 8.9%
	0	1	2	3	4	真实标签值

图 14 单层 LSTM 模型识别结果

Figure 14 Single-layer LSTM model recognition results

0	430 17.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	14 0.6%	96.8% 3.2%
1	69 2.8%	498 19.9%	0 0.0%	24 1.0%	26 1.0%	80.7% 19.3%
2	0 0.0%	2 0.1%	500 20.0%	59 2.4%	1 0.0%	89.0% 11.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	417 16.7%	0 0.0%	100.0% 0.0%
4	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	459 18.4%	99.8% 0.2%
	86.0% 14.0%	99.6% 0.4%	100.0% 0.0%	83.4% 16.6%	91.8% 8.2%	92.2% 7.8%
	0	1	2	3	4	

真实标签值

图 15 BiLSTM 模型识别结果

Figure 15 BiLSTM model recognition results

0	481 19.2%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100.0% 0.0%
1	19 0.8%	500 20.0%	0 0.0%	83 3.3%	0 0.0%	83.1% 16.9%
2	0 0.0%	0 0.0%	500 20.0%	6 0.2%	0 0.0%	98.8% 1.2%
3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	411 16.4%	0 0.0%	100.0% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	500 20.0%	100.0% 0.0%
	96.2% 3.8%	100.0% 0.0%	100.0% 0.0%	82.2% 17.8%	100.0% 0.0%	95.7% 4.3%
	0	1	2	3	4	

真实标签值

图 16 CNN-LSTM 模型识别结果

Figure 16 CNN-LSTM model recognition results

4 结论

针对传统的滚动轴承智能诊断模型计算效率低和准确率欠佳问题,课题组提出了一种基于 MOMEDA-BiLSTM 的滚动轴承故障诊断模型。并利用凯斯西储大学轴承数据和异步牵引电机轴承数据验证了该模型在轴承故障智能诊断的有效性。本研究的主要贡献有:

1) MOMEDA 作为轴承故障智能识别模型的预处

0	448 17.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100.0% 0.0%
1	52 2.1%	495 19.8%	0 0.0%	6 0.2%	0 0.0%	89.5% 10.5%
2	0 0.0%	5 0.2%	500 20.0%	5 0.2%	0 0.0%	98.0% 2.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	489 19.6%	0 0.0%	100.0% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	500 20.0%	100.0% 0.0%
	89.6% 10.4%	99.0% 1.0%	100.0% 0.0%	97.8% 2.2%	100.0% 0.0%	97.3% 2.7%
	0	1	2	3	4	

真实标签值

图 17 MOMEDA-BiLSTM 模型故障识别结果

Figure 17 MOMEDA-BiLSTM model

fault identification results

理方法,可有效提取轴承故障特征,避免信噪比低和非高斯噪声干扰问题。

2) 利用 GA 算法对 BiLSTM 模型层数和 Dense 层数,以及每层的神经元连接数进行优化;通过自注意力增强模型强化通道注意力;采用全局平均池化取代传统的全连接层,有效提高了 BiLSTM 模型计算效率、降低了工作压力。

3) 针对凯斯西储大学轴承数据集和异步牵引电机轴承数据集开展了故障识别研究,试验结果表明,所提出的故障识别模型相比传统卷积神经网络、单层长短时记忆网络(LSTM)、双向长短时记忆网络(BiLSTM)和 CNN-LSTM 模型准确率高 16.02%, 9.98%, 7.01% 和 5.65%。在运行时间方面,分别缩减了 80.23%, 69.90%, 39.47% 和 20.91%。证明了该模型具有更高的诊断精度和更快的运行速度。

参考文献:

- [1] TANG T, BO L, LIU X F, et al. Variable predictive modelclass discrimination using novel predictive models and adaptive feature selection for bearing fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 425:137 - 148.
- [2] SU H, YANG X, XIANG L, et al. A novel method based on deep transfer unsupervised learning network for bearing fault diagnosis under variable working condition of unequal quantity[J]. Knowledge-

- Based Systems,2022,242:108381.
- [3] 孟宗,关阳,潘作舟,等. 基于二次数据增强和深度卷积的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报,2021,57(23):106-115.
- [4] 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.
- [5] XU Q S, ZHU B, HUO H, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on online transfer convolutional neural network [J]. Applied Acoustics,2022,192:108703.
- [6] SUN Y J, LI S H. Bearing fault diagnosis based on optimal convolution neural network[J]. Measurement,2022,190:110702.
- [7] 陈祝云,钟琪,黄如意,等. 基于增强迁移卷积神经网络的机械智能故障诊断[J]. 机械工程学报,2021,57(21):96-105.
- [8] 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,2021,55(6):28-36.
- [9] 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.
- [10] LI Y B, ZOU W, JIANG L. Fault diagnosis of rotating machinery based on combination of Wasserstein generative adversarial networks and long short term memory fully convolutional network [J]. Measurement,2022,191:110826.
- [11] 张旭辉,张超,樊红卫,等. 快速谱峭度结合阶次分析滚动轴承故障诊断[J]. 振动测试与诊断,2021,41(6):1090-1095.
- [12] 李志农,刘跃凡,胡志峰,等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报,2021,34(6):1284-1292.
- [13] 夏俊,贾民平. 基于共振稀疏分解和松鼠优化算法的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2021,40(4):250-254.
- [14] 齐洪方,黄定洪. 基于 ISFLA 优化深度置信网络的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机电工程,2021,38(1):62-68.
- [15] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems & Signal Processing,2017,82:461-477.
- [16] 刘尚坤,张伟,范壮壮,等. 基于改进 SSD 和 MOMEDA 的滚动轴承复合故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2022,580(6):138-141.
- =====

(上接第 56 页)

- [10] 马平,李健洪,欧建国,等. 主轴回转精度多步误差分离研究[J]. 机械科学与技术,2018,37(6):884-890.
- [11] 苏恒,洪迈生,熊诗波,等. 数控机床主轴径向运动误差在线高精度检测[J]. 仪器仪表学报,2003,24(4):414-417.
- [12] 郭学庆,杨赫然,孙兴伟. 一种主轴回转误差测量方法的研究[J]. 机床与液压,2018,46(16):99-102.
- [13] 朱永生,岳鹏飞,闫柯,等. 精密主轴动态回转误差的实验研究[J]. 机床与液压,2015,43(7):18-21.
- [14] 姚俊,王平. 主轴回转精度测量方法[J]. 制造技术与机床,2011(12):176-180.
- [15] GAO W, SATO E, OHUMAT. Roundness and spindle error measurement by angular three-probe method[J]. Journal of the Japan Society of Precision Engineering,2002,68(9):1195.
- [16] MARSH E, COUEY J, VALLANCE R. Nanometer-level comparison of three spindle error motion separation techniques [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering,2006,128(1):180-187.
- [17] 郑相周,傅国栋,黄思,等. 车床主轴回转精度测量系统的研制[J]. 机械,2011,38(9):77-80.
- [18] MA P, HUANG J J, LI D N. The comparative analysis about rotational error separation with three-point method and approximate three-point method [J] // 2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. Xianning:IEEE,2011:5530-5534.
- [19] 胡伟. 机床主轴回转精度在线检测技术的研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2016:11.
- [20] 王子龙,卢红,吴强,等. 一种非接触式的精密主轴回转误差测量系统[J]. 湖北工业大学学报,2014,29(5):26-29.
- [21] WANG P Q, WANG H J, WAN P, et al. Research of spindle error separation mixed method[J]. Advanced Materials Research,2013,2438:718-720.
- [22] International Standardization Organization. Test code for machine tools: part 7 geometric accuracy of axes of rotation [S/OL]. [2022-08-10]. <https://www.doc88.com/p-7894450893504.html>.