

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104075

基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断*

张昌凡 刘佳峰 何 静 刘建华
(湖南工业大学电气与信息工程学院 株洲 412007)

摘 要:针对传统深度学习方法没有充分利用轴承信号的时序特点,以及难以处理动态数据的问题,提出一种基于改进卷积双向门控循环神经网络的轴承故障智能诊断方法。采用卷积神经网络从输入信号中提取代表性特征,引入双向门控循环神经网络挖掘故障数据在时间维度上的语义信息,通过注意力机制自适应地对特征图通道赋予不同权值,从而实现高精度的轴承故障诊断。在公开轴承数据集上进行实验,实验结果表明,该方法能够正确地将轴承故障分类,分类精度可达 99.6%。
关键词:卷积神经网络;双向门控循环网络;通道注意力机制;轴承故障诊断
中图分类号: TP183;TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Improved CNN-BiGRU method for bearing fault diagnosis

Zhang Changfan Liu Jiafeng He Jing Liu Jianhua
(Technology College of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: Aiming at the problems that traditional deep learning methods do not make full use of the timing characteristics of bearing signals, and are difficult to process dynamic data, an improved CNN-BiGRU intelligent diagnosis method for bearing faults is proposed. The convolutional neural network is used to extract representative features from the input signal, and the bidirectional gated recurrent neural network is introduced to mine the semantic information in the time dimension of the fault data, and the attention mechanism is used to adaptively assign different weights to the feature map to achieve high precision diagnosis of bearing faults. Experiments on public bearing data sets show that the method can correctly classify bearing faults with a classification accuracy of 99.6%.

Keywords: convolutional neural network; bidirectional gated recurrent neural network; channel attention mechanism; bearing fault diagnosis

0 引 言

轴承是旋转机械中最关键的部件之一,轴承的健康状态是设备正常运行的重要保障^[1-2]。近年来轴承状态检测一直是研究热点,而基于数据驱动方法是轴承故障诊断的趋势所向^[3]。随着机械设备的状态监测步入“大数据”时代,进一步为数据驱动的故障诊断方法提供了广阔的前景^[4]。

数据驱动方法通常由特征提取和特征识别两部分构成,其中特征提取从原始监测信号提取代表性特征,剔除

干扰信息;特征识别则将提取的特征作为分类器的输入,经过训练好的分类器输出对应的分类类别^[5]。深度学习是应用数据驱动故障诊断的主流方法,取代了传统机器学习算法繁琐的特征提取^[6]。Janssens 等^[7]于 2016 年首先将卷积神经网络(CNN)应用于滚动轴承状态检测。温江涛等^[8]采用随机高斯矩阵对轴承信号进行变换,并将变换后的矩阵输入深度神经网络进行故障诊断。Ince 等^[9]通过一维卷积神经网络将电机故障检测的特征提取和分类阶段集成为一个整体,实现电机状态监测。Lu 等^[10]提出一种新的基于轴承的深层结构诊断方法,有助于挖掘故障特征。

收稿日期: 2021-03-17 Received Date: 2021-03-17
* 基金项目: 国家自然科学基金(61733004,52172403,62173137)、湖南省自然科学基金(2021JJ30217,2021JJ50001)、湖南省教育厅(19A137)项目资助

虽然,基于卷积神经网络的故障诊断方法在轴承故障诊断任务中取得了较好的故障分类效果,但所采用的模型未考虑轴承振动信号的时间关联性,这可能会导致在故障诊断过程中信息的丢失。实际上,轴承振动数据应该被视为时间序列,其中当前值和先前值之间的相关性不可忽略。从复杂系统的历史故障数据出发,Zhang 等^[11]提出一种基于门控循环单元(GRU)的故障时间序列诊断模型,该模型在故障诊断分析中具有很强的适用性以及表现出良好的抗噪声鲁棒性。综合考虑故障发生时特征提取难以及时时间延迟问题,Huang 等^[12]提出一种基于 CNN 和长短期记忆网络(LSTM)的新型故障诊断方法用于复杂系统故障诊断,该方法能够大大提高故障诊断时的预测精度。单向的 LSTM 网络仅考虑历史数据对故障分类的影响,而轴承故障分类结果不仅仅由历史数据决定,同时也与未来数据紧密相关。Shi 等^[13]提出一种基于 BiConvLSTM 的端到端深度模型用于变速箱故障诊断,比传统深度学习方法更准确地检测变速箱故障类型。

由于轴承振动序列信号不同时刻的样本对故障分类的贡献度不同,为了实现更精确的故障诊断性能,本文提

出一种基于通道注意力机制的卷积双向门控循环神经网络(CNN-BiGRU-ECA-net, CBE-Net)用于轴承故障诊断任务。该模型不仅具备输入数据在空间和时间上的语义特征表达能力,而且还能够自动关注对故障分类有效的目标区域。在两个轴承数据集上,验证了本文提出模型的有效性和泛化能力。本文的主要贡献可以总结如下:1)提出的模型集成了 CNN 和 GRU 以同时考虑轴承信号的空间相关性和时间依赖性,并在 CNN-BiGRU 的基础上引入了 ECA 模块,使模型对轴承数据进行最大程度地诊断;2)在两个滚动轴承数据集进行实验,评估本文提出的模型在故障诊断方面的性能。并设计消融对比试验进一步验证模型结构设计的合理性和有效性。

1 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断模型的建立

本文提出的模型集成了 CNN 和 GRU 以同时引入轴承振动序列的空间相关性和时间依赖性;考虑到轴承振动序列的每个片段对最终分类的贡献是不同的,为了锁定有关轴承数据不同状态的信息段,使用了通道注意力机制。轴承故障智能诊断模型的整体结构如图 1 所示。

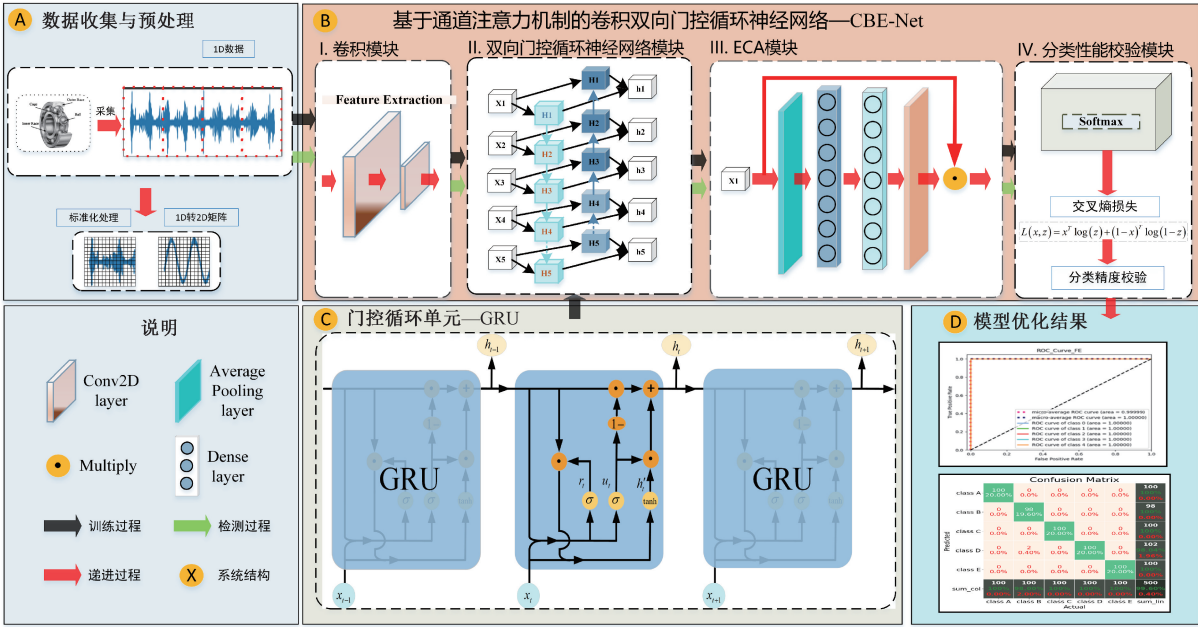


图 1 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断框架图

Fig. 1 Frame diagram of bearing fault diagnosis based on improved CNN-BiGRU

1.1 数据预处理

本文使用的数据为轴承振动的加速度信号。考虑到 CNN 的特点,利用图像变换的方法将原始的振动信息重构为二维特征图,旨在更好地适应卷积核特征提取的需求。建立特征图(尺寸为 20×20)的实现原理如下:首先,对获取的时间尺度和幅度尺度的振动数据进行归一化处

理;然后,将每个长度为 400 的一维时间序列样本进行等长截取,每个数据段为 20 个数据点,截取为 20 段;最后,将 20 个数据段堆叠,从而产生一个 20×20 的二维特征图。

与其他数据预处理方法相比,使用基于特征图置换方法,输入数据可以通过无损图像变换充分保留振动信

号的原始信息,同时也为后续卷积特征提取做好铺垫。

1.2 卷积结构

CNN 在处理复杂可变信号方面显示出巨大优越性。由于卷积的平移不变性,CNN 能够保持数据信息的空间联系。轴承振动信号存在局部相关性,因此利用 CNN 能够较好地特征提取。卷积层的作用在于卷积核与输入数据进行卷积生成下一层特征图,而不同规模的卷积核可以获得不同尺寸的特征图。二维卷积特征映射可表示为:

$$c_{ij}^{l+1} = f((c^l \otimes \omega^{l+1})_{ij} + b^{l+1}) \quad (1)$$

式中: c^l 和 c^{l+1} 分别表示第 $l+1$ 层的卷积核的输入和输出,即为特征图, c_{ij}^{l+1} 代表第 $l+1$ 层特征图的像素; $\otimes$ 代表卷积运算; ω^{l+1} 、 b^{l+1} 分别表示第 $l+1$ 层卷积核的权重、偏执项; f 表示激活函数。通过两层卷积层挖掘振动数据局部特征,将处理后的信息作为整体传入 BiGRU 网络中进行时间维度上故障诊断。

1.3 门控循环结构

为了更好地处理轴承数据的时间关联性,本文选择使用 GRU。GRU 是一种有效的循环神经网络,它能够学习数据的时序特征,解决了 LSTM 收敛慢的问题,在文本分类领域取得了良好的效果^[14-15]。单向 GRU 的结构如图 2 所示,相邻时刻的 GRU 结构相互连接,使得先前时刻数据可以单向传递到之后的隐藏层,实现对轴承数据的特征提取。GRU 结构包含更新门和重置门,首先通过上一时刻传输状态 h_{t-1} 和当前时刻输入 x_t 来获取两个门控状态:更新门 u_t 决定上一时刻状态 h_{t-1} 与当前输入 x_t 中哪些信息应该被保留;重置门 r_t 根据当前输入 x_t 决定上一状态 h_{t-1} 哪些信息被遗忘。GRU 传递信息过程可以描述为:

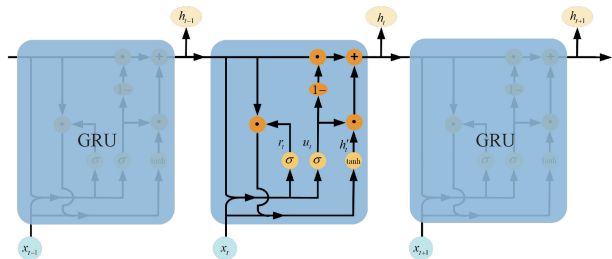


图 2 GRU 结构

Fig. 2 The structure diagram of GRU

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (2)$$

$$u_t = \sigma(W_u \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_u) \quad (3)$$

$$h'_t = \tanh(W \cdot [r_t \odot h_{t-1}, x_t]) \quad (4)$$

$$h_t = (1 - u_t) \odot h_{t-1} + u_t \odot h'_t \quad (5)$$

式中: h'_t 表示新生成的记忆; h_t 代表最终的状态输出; W 和 b 分别表示权重矩阵和偏置项; σ 和 $\tanh$ 分别表示非

线性激活函数; $\odot$ 代表矩阵点乘。

单向 GRU 的缺点在于仅使用先前状态的信息用于计算。然而,轴承数据当前状态的输出不仅与前一状态相关,而且与之后状态也有关。因此,本文选择使用 BiGRU。如图 3 所示,BiGRU 由两个相互堆叠的 GRU 组成,输出由两个 GRU 的状态决定。

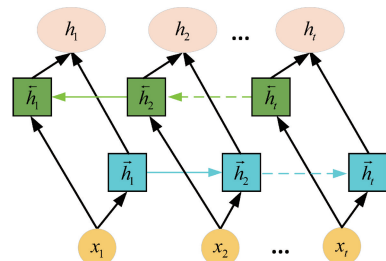


图 3 BiGRU 结构

Fig. 3 The structure diagram of BiGRU

在 t 时刻隐层的输出 h_t 为前向传播隐层输出 $\vec{h}_t$ 和反向传播隐层输出 $\overleftarrow{h}_t$ 的拼接。最终的输出状态 h_t 的计算过程可表示为:

$$\vec{h}_t = f(\vec{U}h_{t-1} + \vec{W}x_t + \vec{b}) \quad (6)$$

$$\overleftarrow{h}_t = f(\overleftarrow{U}h_{t-1} + \overleftarrow{W}x_t + \overleftarrow{b}) \quad (7)$$

$$h_t = [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t] \quad (8)$$

式中: $\vec{U}$ 与 $\vec{W}$ 分别表示前向传播过程中隐层状态和输入的权重矩阵, $\vec{b}$ 为其中的偏置项; $\overleftarrow{U}$ 和 $\overleftarrow{W}$ 分别表示反向传播过程中隐层状态和输入的权重矩阵, $\overleftarrow{b}$ 为其中的偏置项。通过使用两层 BiGRU 对 CNN 提取的局部特征实现进一步特征提取和选择。

1.4 通道注意力网络 ECA-Net

由于特征图不同通道对轴承数据分类的影响程度不同,为了进一步提升轴承故障诊断精度,本文采用了 ECA-Net^[15]。ECA-Net 能够通过迭代训练自动获取特征图通道的重要性。

如图 4 所示,对于一个给定输入为 $W \times H \times C$ 的特征图 x ,沿着空间维度 C 进行特征压缩,最终使得每个特征图的通道压缩为一个一维实数 z_c 。

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_{ij} \quad (9)$$

式中: $z_c \in \mathbf{R}^C$, $x_{ij} \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ 。

特征图的通道信息交互由卷积核为 k 一维卷积实现,采用 ω 表示每个特征图学习到的通道注意力,对于给定特征图通道维数 C ,卷积核大小可通过式(11)获得,其中 Conv1d 表示一维卷积, $b=1, \gamma=2$ 。

$$\omega = \sigma(\text{Conv1d}_k(z)) \quad (10)$$

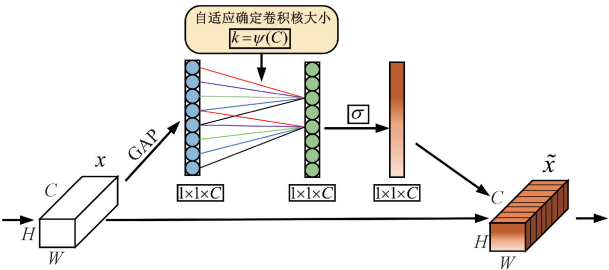


图 4 ECA-Net 结构图

Fig. 4 The structure diagram of ECA-Net

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2 C}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (11)$$

将获取到的通道注意力通过式 (12) 完成对原始特征图的重映射。

$$\tilde{x}_c = \omega_c x_c \quad (12)$$

式中: $x_c, \tilde{x}_c \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}, \omega_c \in \mathbf{R}^C$ 。最后将通道加权后的特征图传入 Softmax 进行轴承状态分类。

1.5 模型流程

本文的设计流程:首先对轴承振动序列进行数据预处理变为二维特征图,然后利用 CNN 提取特征图的局部特征,并通过双向 GRU 引入时间关联性,接着采用 ECA 给特征图通道加权,最后实现轴承故障特征的自动提取和故障类别的智能分类。具体流程如图 5 所示。

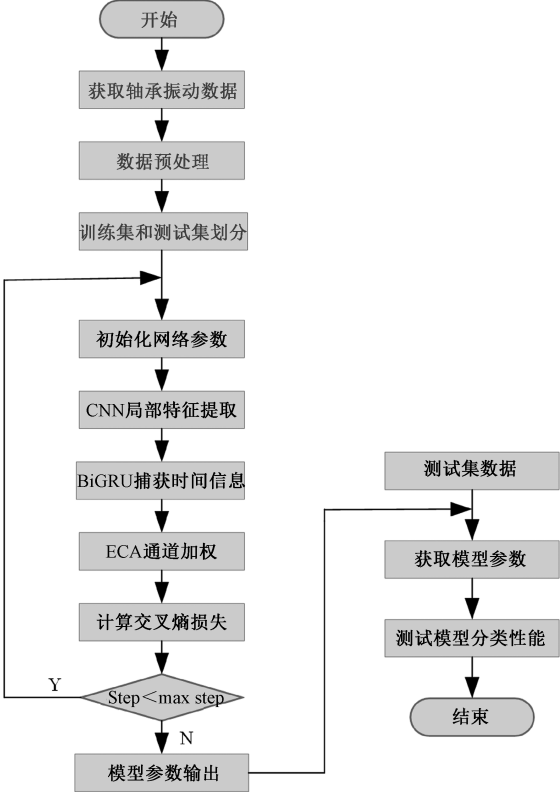


图 5 本文方法流程

Fig. 5 The flow chart of proposed method

2 实验验证

在两个轴承数据集上对所提方法的故障诊断性能进行评估。其中之一是由凯斯西储大学的轴承中心 (CRWU) 提供的,另一种是西安交通大学 XJTU-SY 轴承数据集。实验环境配置如下:处理器为 AMD Ryzen 5 2600X Six-Core Processor, 3.60 GHz;运行内存为 16 G;显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1660, 6 G;代码操作环境为 Pytorch=1.2.0, Python=3.7.9。

2.1 数据集描述

CRWU^[17]数据集中,采用了由电机驱动端和风扇端的加速传感器收集的振动数据。本文选择使用 3 hp (1hp = 735W) 负载下驱动端和风扇端的数据来验证所提出的方法。采样频率为 12 kHz、转速为 1 797 r/min,因此每秒大约采集了 400 个数据点。采用了 5 种轴承状态类型,分别为正常、大小为 0.007 mm 内圈损伤、大小为 0.014 mm 内圈损伤、大小为 0.007 mm 滚动体故障、大小为 0.014 mm 滚动体故障。

XJTU-SY^[18]数据集中,利用放置在垂直轴和水平轴上的 PCB 加速度计测试轴承信号。本文选择工况 3 下垂直信号和水平信号来完成本实验的故障诊断。采样频率为 25.6 kHz、转速为 2 400 r/min。故障类型分别为保持架故障、两种不同类型轴承内圈故障、两种不同类型轴承外圈故障。

2.2 模型设置

在每个轴承状态数据集中提取 120 000 个数据点用于实验,并以 2:1 的比例划分训练集和测试集。实验过程中,使用反向传播算法来更新所有参数,采用 Adam 自适应训练网络,批次大小设置为 128,迭代批次为 30。表 1 为模型中主要参数设定值。

表 1 模型主要参数设定值
Table 1 Model main parameters setting values

参数	设置值
Conv 1	$K=3 \times 3, N=64, S=1$
Conv 2	$K=5 \times 5, N=64, S=1$
BiGRU1 隐藏层单元	128
BiGRU2 隐藏层单元	64
学习率	0.005

2.3 实验结果与分析

将 4 组实验的训练数据输入到网络中进行训练,为更直观地演示训练过程,本文所提方法的训练损失以及训练精度如图 6 所示,可清楚的观察到网络不仅能够有效、快速地拟合训练数据,还能保持较高的训练精度。

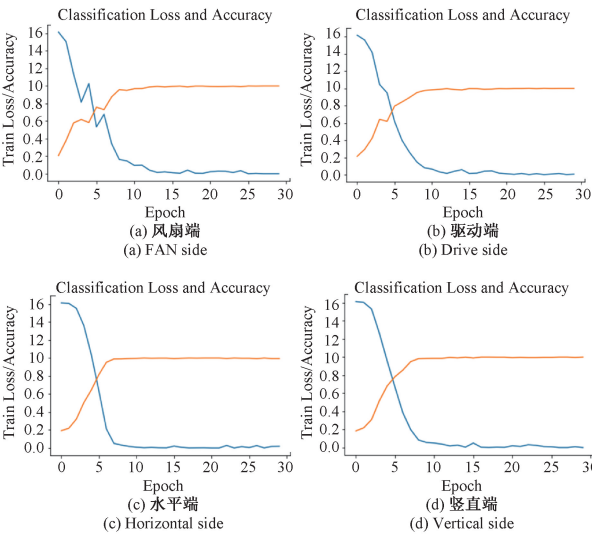


图 6 所提方法的损失和精度曲线

Fig. 6 Loss and accuracy curves of proposed method

为了进一步分析模型分类效果,4 组实验下所提方法的混淆矩阵如图 7 所示。混淆矩阵的列表示实际情况下的轴承故障类型,而每一行代表模型预测的轴承故障类型,其中对称轴上的数据表示该类健康状态被正确识别数量占测试集的比重,每行的其余数据是被错误识别为其他类别的比重。结果表明,4 组实验轴承状态识别的准确率分别达到了 99.6%、99.4%、97.4%、98.4%。

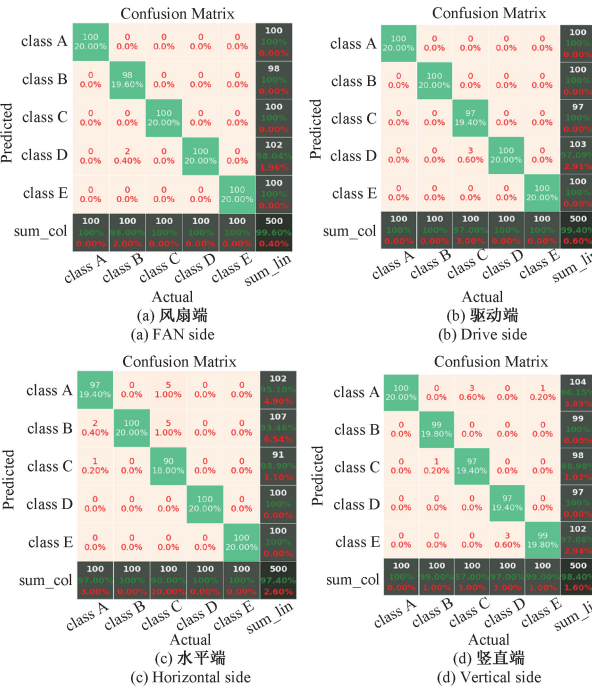


图 7 所提模型的混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix of the proposed model

本文将测试集数据进行 ROC 曲线可视化分析,ROC 曲线表示分类器认为某个样本具有多大的概率属于正样本(或负样本)。如图 8 所示,其中风扇端的 5 种故障分类基本完全重合于一条曲线,而其余实验的 5 种状态分类仅有一种状态存在少量负面样本,凸显出所提模型具有高效的分类性能。

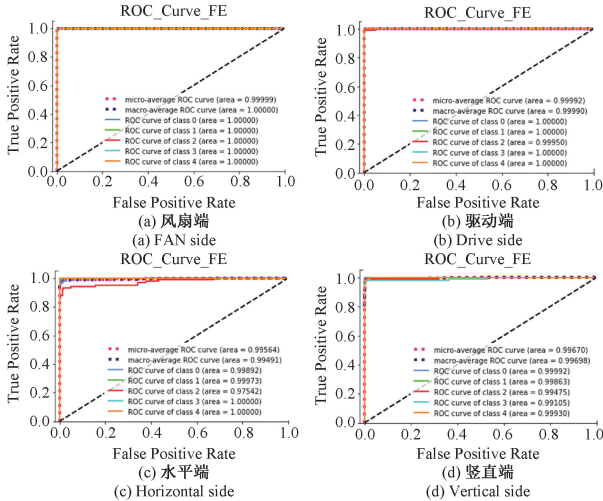


图 8 所提算法的 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curves of the proposed algorithm

在两个轴承数据集上进行了可视化分析,能够验证本文所提方法在故障诊断方面的优越性以及具有良好的泛化能力,但缺乏对模型结构设计的合理性分析。因此,在 CRWU 轴承数据集上,采用消融对比实验对本文所提出模型结构设计的合理性进行定性分析。从表 2 可以看出,相比于单纯 CNN 模型,CNN-GRU 模型在考虑轴承振动数据空间联系基础上,还引入了数据在时间维度上的变化,从而有效地提高故障诊断性能。而综合了双向信息的 CNN-BiGRU,考虑了在任一时刻振动数据的整体信息,比仅利用单向数据信息的 CNN-GRU 故障诊断性能更好。本文所采用的模型在 CNN-BiGRU 的基础上,还引入了通道注意力机制,由于轴承故障信号的目标区域含有最为丰富的判别信息,引入注意力机制能够自动给对故障分类有效的目标区域赋予较大的权值,从而使模型的故障诊断性能最佳。综上所述,本文所改进的网络结构是合理有效的。

表 2 消融对比实验轴承故障诊断精度比较

Table 2 Comparison of diagnostic accuracy of ablation study methods for bearing faults (%)			
方法/实验精度	FE 端	DE 端	
本文方法	99.6	99.4	
CNN-BiGRU	96.2	97.0	
CNN-GRU	94.3	93.4	
CNN	92.8	89.2	

3 结 论

本文提出一种基于改进卷积双向门控循环神经网络的轴承故障诊断方法。该方法充分利用 CNN 实现轴承故障局部特征自动提取,结合双向 GRU 挖掘故障演变过程中时间序列的语义信息,考虑到特征图的不同通道对故障分类影响不同,采用 ECA 给最终特征图通道加权,实现对轴承信号特征的自动提取和故障类别的智能分类。采用 CRWU 和 XJTU-SY 轴承数据集验证本文所提方法在轴承故障诊断领域的有效性。通过消融对比试验进一步说明了模型结构设计的合理性。因此,本文提出的基于改进卷积双向门控循环神经网络的轴承故障诊断模型具有良好的诊断性能和泛化能力,能够应用于滚动轴承故障诊断。

参考文献

- [1] 王思豪,王晓东,李卓睿,等. 一种改进的 MP-WVD 滚动轴承信号时频分析方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 133-143.
WANG S H, WANG X D, LI ZH R, et al. Improved MP-WVD time-frequency analysis method for rolling bearing signal[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 133-143.
- [2] 何静,余昊宇,张昌凡,等. 基于 Canny-YOLOv3 的列车轮对踏面损伤检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(12): 25-30.
HE J, YU H W, ZHANG CH F, et al. Damage detection of train wheelset tread using Canny-YOLOv3[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(12): 25-30.
- [3] GAO Z, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I: Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3757-3767.
- [4] LEI Y G, JIA F, LIN J, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3137-3147.
- [5] 文成林,吕菲亚,包哲静,等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(9): 1285-1299.
WEN CH L, LV F Y, BAO ZH J, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(9): 1285-1299.
- [6] LE CUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [7] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional neural network based fault detection for rotating machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377: 331-345.
- [8] 温江涛,闫常弘,孙洁娣,等. 基于压缩采集与深度学习轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 171-179.
WEN J T, YAN CH H, SUN J D, et al. Bearing fault diagnosis method based on compressed acquisition and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 171-179.
- [9] INCE T, KIRANYAZ S, EREN L, et al. Real-time motor fault detection by 1-d convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11): 7067-7075.
- [10] LU C, WANG Z, ZHOU B. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing using hierarchical convolutional network based health state classification [J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 32: 139-151.
- [11] ZHANG Y H, ZHOU T T, HUANG X F, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on recurrent neural networks[J]. Measurement, 2021, 171: 108774.
- [12] HUANG T, ZHANG Q, TANG X A, et al. A novel fault diagnosis method based on CNN and LSTM and its application in fault diagnosis for complex systems [J]. Artificial Intelligence Review, 2021. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09993-z>.
- [13] SHI J C, PENG D K, PENG Z X, et al. Planetary gearbox fault diagnosis using bidirectional-convolutional LSTM networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 107996.
- [14] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO, K, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling [J]. Computer Science, 2014, arXiv:1412.3555.
- [15] ZULQARNAIN M, GHAZALI R, GHOUSE M G, et al. Efficient processing of GRU based on word embedding for text classification [J]. JOIV: International Journal on Informatics Visualization, 2019, 3(4): 377-383.
- [16] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]. CVPR, 2020.
- [17] BOUDIAF A, MOUSSAOUI A, DAHANE A, et al. A comparative study of various methods of bearing faults diagnosis using the case western reserve University data[J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2016, 16(2): 271-284.
- [18] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics

approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.

作者简介



张昌凡, 1989 年于西南交通大学获得硕士学位, 2001 年于湖南大学获得博士学位, 现为湖南工业大学教授, 主要研究方向为非线性控制及应用等。

E-mail: zhangchangfan@263.net

Zhang Changfan received his M. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 1989 and Ph. D. from Hunan University in 2001, respectively. Now he is a professor at Hunan University of Technology. His main research interests include nonlinear control and application.

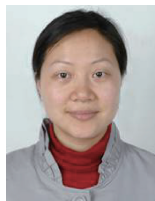


刘佳峰, 2019 年于湖南工业大学获得学士学位。现为湖南工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电力传动技术及其故障诊断。

E-mail: 1438589236@qq.com

Liu Jiafeng received B. Sc. degree from Hunan University of Technology in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Hunan University of Technology. His main research interests include electric drive and technology and its fault

diagnosis.



何静, 2002 年于中南林业科技大学获得硕士学位, 2009 年于国防科技大学获得博士学位, 现为湖南工业大学教授, 主要研究方向为机车系统故障诊断等。

E-mail: hejing@263.net

He Jing received M. Sc. her degree from Central South University of Forestry and Technology in 2002 and Ph. D. from National University of Defense Technology in 2009, respectively. Now she is a professor at Hunan University of Technology. Her main research interest includes electro-mechanical system fault diagnosis.



刘建华(通信作者), 2009 年和 2013 年于中南大学获得硕士学位和博士学位, 现为湖南工业大学副教授, 主要研究方向为电力牵引、传动与控制理论及应用等。

E-mail: jhliu0615@163.com

Liu Jianhua (Corresponding author) received his M. Sc. and Ph. D. from Central South University in 2009 and 2013, respectively. Now he is an associate professor at Hunan University of Technology. His main research interests include theory of electric traction, transmission and control.