

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.11.009

基于 ICNN-BiGRU 的轴承故障诊断模型*

杨 慧¹, 张瑞君², 陈国良³

(1. 安徽文达信息工程学院 智能制造学院, 安徽 合肥 230001; 2. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049; 3. 联合传动及轴承技术研究中心, 宁夏 石嘴山 753000)

摘要:在实际使用过程中,基于深度学习模型的滚动轴承故障诊断方法易受环境噪声的干扰,为此,提出了一种基于改进卷积神经网络-双向门控循环单元(ICNN-BiGRU)的滚动轴承故障诊断模型(方法)。首先,使用 Laplace 小波对采集到的滚动轴振动信号进行了相关滤波,得到了功率谱;然后,利用 ICNN-BiGRU 自动提取了功率谱特征,在卷积神经网络基础上引入了动态选择机制和自注意力机制,根据轴承不同故障状态定位了相关的特征信息,从而实现了轴承故障特征提取和故障诊断;最后,通过西安交通大学-昇阳科技(XJTU-SY)联合实验室的滚动轴承加速寿命试验数据集,对 ICNN-BiGRU 模型与其他深度学习模型进行了对比,以验证 ICNN-BiGRU 模型的优越性。研究表明:相比于其他深度学习模型,ICNN-BiGRU 模型的故障诊断精度更高,其诊断准确率可达 99.65%;在不同背景噪声的干扰下,相比于其他深度学习模型,ICNN-BiGRU 模型的特征学习能力更强,具有一定的工程参考价值。

关键词:深度学习模型;特征学习能力;改进卷积神经网络;双向门控循环单元;Laplace 小波;动态选择;自注意力

中图分类号:TH133.33

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)11-1559-08

Rolling bearing fault diagnosis based on ICNN-BiGRU

YANG Hui¹, ZHANG Rui-jun², CHEN Guo-liang³

(1. School of Intelligent Manufacturing, Anhui Wenda University of Information Engineering, Hefei 230001, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

3. Joint Transmission and Bearing Technology Research Center, Shizuishan 753000, China)

Abstract: Deep learning-based rolling bearing fault diagnosis methods were vulnerable to environmental noise in actual use. To solve this problem, a model (method) based on improved convolutional neural network-bi-directional gated recurrent unit (ICNN-BiGRU) was proposed. Firstly, the collected rolling bearing signals were denoised by Laplace wavelet correlation filtering method and then the filtered vibration signals were transformed to power spectral domain. Secondly, the ICNN-BiGRU model was employed to extract the power spectrum characteristics during the rolling bearing failure, and the dynamic selection layer (DS) and self-attention layer (SA) were introduced on the basis of convolutional neural network to realize accurate and effective fault feature extraction and fault identification based on relevant feature information of different bearing fault states. Finally, the effectiveness of the proposed ICNN-BiGRU model and other deep learning models were compared with the Xi'an Jiaotong University-Changxing Sumyoung Technology (XJTU-SY) rolling bearing accelerating life testing data set, to verify the superiority of the ICNN-BiGRU model. The results show that the fault identification accuracy of the proposed ICNN-BiGRU model is higher compared to other deep learning models, and the accuracy can reach 99.65%. Under the interference of different background noises, compared with other deep learning models, the feature learning ability of the ICNN-BiGRU model is stronger, and have a certain engineering reference value.

Key words: deep learning model; feature learning ability; improved convolutional neural network (ICNN); bi-directional gated recurrent unit (BiGRU); Laplace wavelet; dynamic selection(DS); self-attention(SA)

收稿日期:2022-03-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51575421)

作者简介:杨慧(1979-),女,安徽合肥人,硕士,讲师,主要从事机械故障诊断方面的研究。E-mail:meiguohua20232@163.com

0 引 言

滚动轴承是旋转设备的重要部件,轴承运行状态直接影响整个设备的使用寿命,及时准确地识别出轴承故障具有重要意义^[1]。

目前,基于机器学习的轴承故障诊断方法得到了广泛应用^[2,3]。SOUALHI A 等人^[4]采用了改进蚁群算法,优化了支持向量机,从而对轴承进行了故障识别,取得了较高的故障识别准确率;但蚁群算法存在效率较低的缺陷。BAZAN G H 等人^[5]将信息论引入了轴承振动信号分析中;但信息论依赖专家经验,缺乏自适应性。

由此可见,基于机器学习模型的轴承故障诊断方法需要借助复杂的信号处理算法提取相关特征,从而限制了机器学习技术的应用范围。

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)能自动从信号中学习故障判别性特征,因而也得到了广泛应用。HOANG D T 等人^[6]利用 CNN,结合信息融合技术,对滚动轴承故障进行了有效地诊断;但 CNN 受噪声影响较大,网络收敛速度较慢。KAO I H 等人^[7]利用一维 CNN 进行了轴承自动故障诊断,取得了 97% 以上的诊断准确率;但 CNN 抗噪能力较差。

基于 CNN 的轴承故障诊断研究虽然取得了一定成果,但模型普遍缺乏判别特征的学习机制,难以学习判别性故障特征^[8]。若直接将轴承原始振动信号输入卷积神经网络,环境噪声的存在会降低卷积神经网络的故障诊断准确率^[9]。

而 Laplace 小波与轴承故障振动信号形状相似,适合作为振动信号滤波前处理方法。

因此,笔者将 Laplace 小波和改进卷积神经网络-双向门控循环单元(improved convolutional neural network-bi-directional gated recurrent unit, ICNN-BiGRU)模型结合,提出了一种滚动轴承故障诊断模型(方法)。

笔者首先使用 Laplace 小波对振动信号进行相关滤波,并进行功率谱变换;然后,利用 ICNN-BiGRU 自动提取功率谱特征;最后,采用西安交通大学-昇阳科技联合实验室(XJTU-SY)滚动轴承加速寿命试验数据集,对提出 ICNN-BiGRU 模型进行验证。

1 Laplace 小波相关滤波

Laplace 小波表达式如下:

$$\Psi(\omega, \zeta, \tau, t) =$$

$$\left\{ \begin{array}{l} A \cdot \exp\left(-\frac{\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}}\right)\omega(t-\tau) \cdot \\ \exp(-j\omega(t-\tau)) (t \in [\tau, \tau, +W_s]) \\ 0 \quad \text{其他} \end{array} \right\} \quad (1)$$

式中: ζ —阻尼比; τ —时间参数; W_s —小波支撑区间。

由于 $\omega = 2\pi f$, f 的大小决定了小波振荡频率的快慢。

定义向量 F 、 Z 和 T 分别为:

$$\begin{aligned} F &= \{f_1, f_2, \dots, f_m\} \\ Z &= \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n\} \\ T &= \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_p\} \end{aligned} \quad (2)$$

Laplace 小波滤波可看作从基函数库 ψ 中选择与故障信号最为相似的波形所对应的参数,参数满足下式:

$$\psi = \{\psi_\gamma : \gamma \in \Gamma\} = \{\psi(f, \xi, \tau, t) : f \in F, \xi \in Z, \tau \in T\} \quad (3)$$

Laplace 小波与 $x(t)$ 的内积公式为:

$$\langle \psi_\gamma(t), x(t) \rangle = \|\psi_\gamma\|_2 \|x\|_2 \cos\theta \quad (4)$$

$x(t)$ 与 $\psi_\gamma(t)$ 的相似度计算如下:

$$K_r = \sqrt{2} \frac{|\langle \psi_\gamma(t), x(t) \rangle|}{\|\psi_\gamma\|_2 \|x\|_2} \quad (5)$$

当 K_r 最大时, Laplace 小波的波形与轴承故障信号最相似,然后做出每个时刻相关系数 K_r 峰值的功率谱,进而完成相关滤波^[10]。

2 ICNN-BiGRU 故障诊断模型

2.1 输入层

输入层将信号每隔 M 点采集一次,连续采集 N 次生成一个子段,最后将信号分割为 M 段,每段 N 个数据点。

笔者对每段信号进行 Laplace 小波相关滤波,然后得到功率谱,输入层数据结构如下:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_M] \quad (6)$$

式中: \mathbf{X} —模型输入; \mathbf{x}_i —功率谱。

2.2 卷积池化层

1 维卷积层对输入 \mathbf{X} 在第 j 个卷积核处的计算公式 s_j 如下:

$$s_j = [s_j(1), s_j(2), \dots, s_j(N - F_L + 1)] \quad (7)$$

式中: F_L —卷积核长度。

其中:

$$s_j(q) = f_j\left(\sum_{c=1}^M \mathbf{H}_{jc}^T \mathbf{x}_{c(q+F_L-1)} + b_j\right) \quad (8)$$

式中: \mathbf{H}_{jc} —第 j 个卷积核的第 c 通道; f_j —第 j 个卷积核

的激活函数; b_j —第 j 个卷积核偏置, $q:q + F_L - 1$ —第 q 个卷积区域。

其中:

$$q \in [1, 2, \dots, N - F_L - 1] \quad (9)$$

输入 X 在第 1 卷积层的输出向量 S 计算如下:

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_{F_N}] \quad (10)$$

池化操作提取特征如下:

$$Z = [z_1, z_2, \dots, z_{F_N}] \quad (11)$$

$$z_j = [z_j(1), z_j(2), \dots, z_j(N_p)] \quad (12)$$

$$z_j(v) = \max(s_j(v - 1)K + 1, \dots, s_j(vK)) \quad (13)$$

式中: z_j —池化层输出; K —池化长度。

2.3 动态选择层

动态选择(dynamic selection, DS)能自动选择特征向量中有用的通道信息,进一步提高模型的特征学习能力。DS 层包括 1 个平均池化层和 2 个全连接层。

特征向量 Z 通过平均池化层得到 C 为:

$$C = [c_1, c_2, \dots, c_{F_N}] \quad (14)$$

其中:

$$c_j = \frac{1}{N_p} \sum_{m=1}^{N_p} z_j(m) \quad (15)$$

C 通过 2 个全连接层,生成一个包含不同权重的信息通道段 d , 计算如下:

$$d = f(U_2 f(U_1 C + b_1) + b_2) \quad (16)$$

式中: U_1, U_2 —权重矩阵; b_1, b_2 —偏置; f —激活函数。

笔者将 d 与 Z 进行通道式相乘操作, 获得新的特征向量 M , 如下:

$$M = d \otimes Z = [m_1, m_2, \dots, m_{F_N}], m_j \in \mathbf{R}^{N_p} \quad (17)$$

式中: \otimes —对应通道相乘。

DS 过程如图 1 所示。

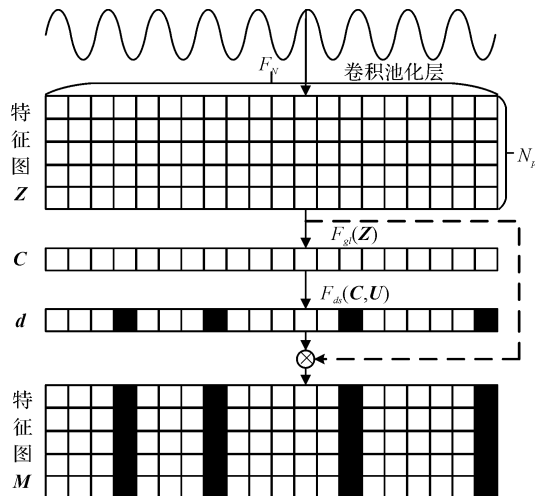


图 1 DS 过程

2.4 双向门控循环单元层

双向门控循环单元 (bi-directional gated recurrent

unit, BiGRU) 结构, 如图 2 所示。

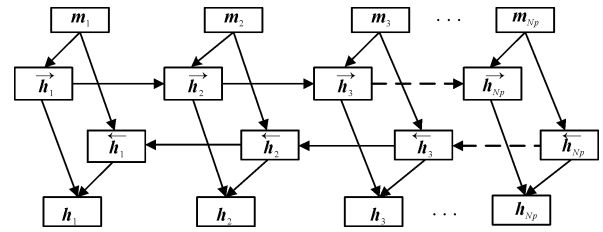


图 2 BiGRU 层结构

BiGRU 第 1 层为前向传播, 第 2 层为后向传播, t 时刻各层隐藏状态分别定义为 \vec{h}_t 和 \overleftarrow{h}_t 。

隐藏状态 h_t 计算如下:

$$\vec{h}_t = f(\vec{V}h_{t-1} + \vec{W}m_t) \quad (18)$$

$$\overleftarrow{h}_t = f(\overleftarrow{V}h_{t+1} + \overleftarrow{W}m_t) \quad (19)$$

$$h_t = [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t] \quad (20)$$

式中: V —隐藏状态权值矩阵; W —输入信息权值矩阵; h_t — t 时刻隐藏状态。

2.5 自注意力机制层

自注意力 (self-attention, SA) 机制可调整不同特征向量的注意力权重, 以弱化冗余特征信息, 保留目标特征。

SA 模型结构如图 3 所示。

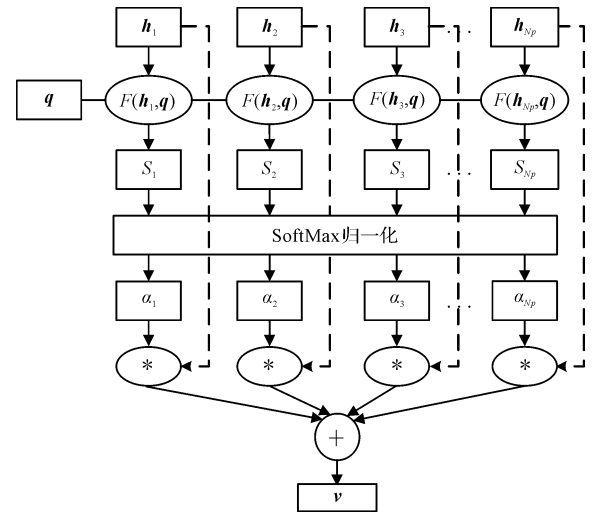


图 3 SA 模型结构

SA 层通过柔性最大函数 (soft version of max, SoftMax) 后, 计算公式如下:

$$\alpha_i = \text{SoftMax}(F(h_i, q)) = \frac{\exp(F(h_i, q))}{\sum_{j=1}^{N_p} \exp(F(h_j, q))} \quad (21)$$

式中: h_i —特征向量; q —查询向量; F —评分函数。

F 计算如下:

$$F(h_i, q) = q \cdot h_i^T \quad (22)$$

当分段特征概率分布生成时,整个 SA 输出如下:

$$v = \sum_{i=1}^{N_p} \alpha_i h_i \quad (23)$$

式中: α_i —注意力分布。

2.6 SoftMax 分类层

笔者将特征向量 v 输入全连接层后使用 SoftMax 函数,实现故障诊断,计算如下:

$$e = f(W_r v + b_r) \quad (24)$$

$$y = \text{SoftMax}(W_f e + b_f) \quad (25)$$

式中: f —ReLU 激活函数; W_r, W_f —全连接层权重矩阵; b_r, b_f —全连接层偏置。

ICNN-BiGRU 故障诊断的步骤如下:

(1) 使用加速度传感器采集轴承振动信号;

(2) 对信号进行样本划分;

(3) 使用 Laplace 小波对样本进行相关滤波得到功率谱;

(4) 将信号功率谱样本输入模型框架进行训练,即首先通过 2 个 1 维卷积层和 2 个最大池化层提取功率谱特征;其次为突出有效信息通道,在每 1 个最大池化层后,构造一个 DS 层;然后,将提取的特征通过 BiGRU 层,考虑到 BiGRU 层输出的特征向量不一定对轴承故障识别都具有同等贡献,引入 SA 层调整不同特征向量的注意力权重,过滤冗余特征,保留目标特征;最后,堆叠 1 个全连接层和 1 个输出层实现轴承多故障诊断。

ICNN-BiGRU 框架如图 4 所示。

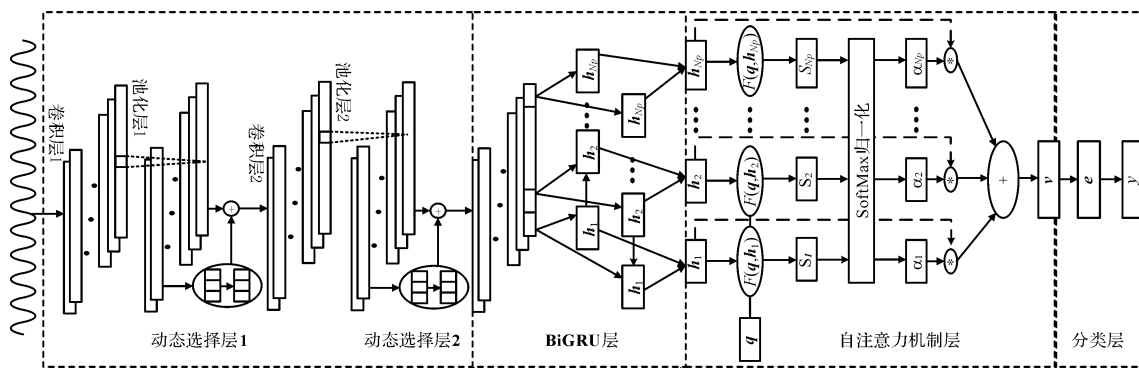


图 4 ICNN-BiGRU 模型框架

3 实验验证

3.1 试验数据

为了验证模型有效性,笔者采用 XJTU-SY 轴承加速寿命试验数据进行验证,试验台如图 5 所示。

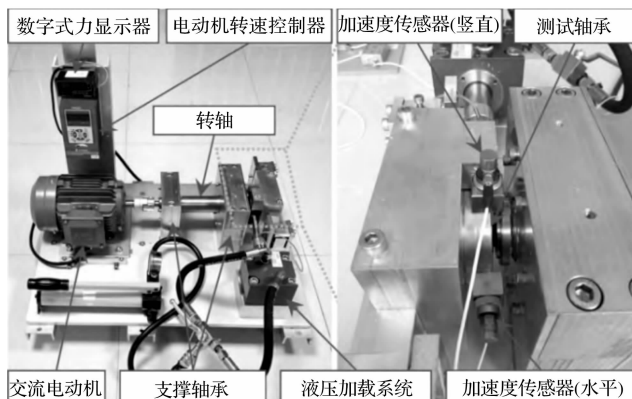


图 5 轴承试验台

试验台主要由电机、转速控制器、加速度传感器和测试轴承等组成。

其中,2 个加速度传感器分别安装在测试轴承的垂直和水平方向,测试轴承型号为 UER204,电机转速

为 2 400 r/min,径向力 10 kN,采样频率 25.6 kHz,采样间隔 1 min,每次采样时长 1.28 s。

轴承参数如表 1 所示。

表 1 轴承参数

参数/单位	数值
节圆直径/mm	34.55
滚动体直径/mm	7.92
滚动体数目	8
接触角/(°)	0

轴承加速寿命试验结束后,轴承 3_1 出现了外圈故障,轴承 3_2 出现了滚动体故障,轴承 3_4 出现内圈故障,因此,笔者采用轴承 3_1、3_2 和 3_4 的全寿命周期数据进行分析。

文献[11]中,将轴承 3_1 全寿命数据中第 525、2 350、2 475 和 2 538(单位:mm)对应的 4 组数据作为 4 种轴承状态(正常、外圈轻微故障、外圈中度故障、外圈重度故障),将轴承 3_2 全寿命数据中第 1 279、1 362和1 642(单位:min)对应的 3 组数据作为 3 种轴承状态(滚动体轻度故障、滚动体中度故障和滚动体重度故障);同时,将轴承 3_4 全寿命数据中第 1 417、1 445和 1 479(单位:min)对应的 3 组数据作为其他 3

种轴承状态(内圈轻度故障、内圈中度故障和内圈重度故障),共 10 种轴承状态。

笔者采用滑动分割方法对样本进行划分(每个样本的长度和滑动分割的步长分别为 2 048 和 28,共 10 500 个样本数据),最后对样本数据预处理进行标准化操作;对于每种故障信号,选取 80% 作为训练集,剩余 20% 作为测试集。

轴承故障数据集详细描述如表 2 所示。

表 2 轴承故障数据集详细描述

轴承状态	代号	编码
正常	a	0000000001
内圈轻度故障	b	0000000010
内圈中度故障	c	0000000100
内圈重度故障	d	0000001000
外圈轻度故障	e	0000010000
外圈中度故障	f	0000100000
外圈重度故障	g	0001000000
滚动体轻度故障	h	0010000000
滚动体中度故障	i	0100000000
滚动体重度故障	j	1000000000

10 种轴承状态的时域波形如图 6 所示。

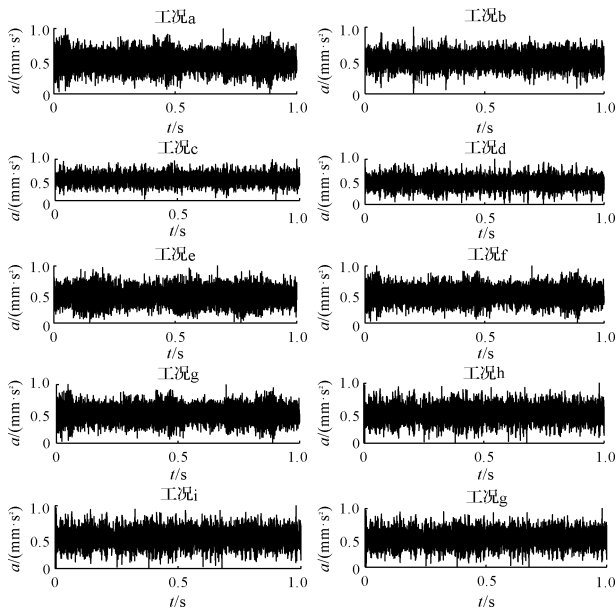


图 6 10 种工况信号时域波形

由图 6 可知:轴承振动信号的时域图受噪声干扰严重,难以直接进行轴承故障工况辨识。以工况 h 为例,经计算轴承滚动体的故障特征频率 f_0 约 125 Hz,功率谱如图 7 所示。

由图 7 可知:功率谱中故障频率被噪声淹没,难以进行故障诊断。将 Laplace 小波原子参数设置为 $F = \{2\ 500 : 30 : 3\ 500\}$, $Z = \{0.005 : 0.005 : 0.2\}$, $U = \{0.3 : 0.1 : 0.9\}$, $T = \{0 : 0.001 : 0.1\}$, Laplace 小波相关滤波后的功率谱如图 8 所示。

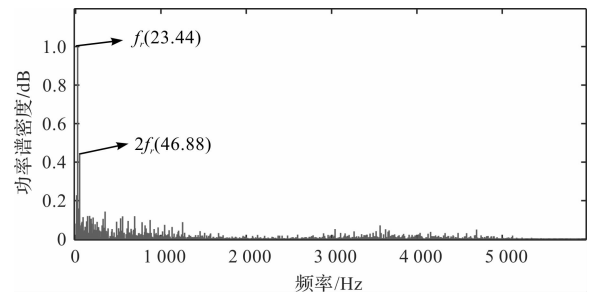


图 7 工况 h 振动信号功率谱

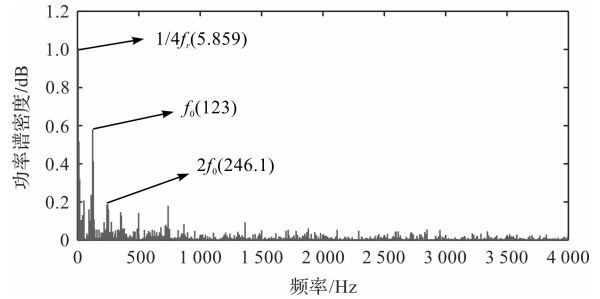


图 8 Laplace 小波相关滤波后的功率谱

由图 8 可知故障频率及其 2 倍频,由此证明, Laplace 小波相关滤波法是有效的。

ICNN-BiGRU 模型的参数如表 3 所示。

表 3 ICNN-BiGRU 模型的参数

操作	各层参数	激活函数	输入张量	输出张量
输入	—	—	2 048 × 1	32 × 64
卷积 1	16@8 × 1, S = 1	LeakyRelu	32 × 64	32 × 16
池化 1	2 × 1, S = 1	—	32 × 16	32 × 16
动态选择 1	8—16	Relu	32 × 16	32 × 16
卷积 2	32@8 × 1, S = 1	LeakyRelu	32 × 16	32 × 32
池化 2	2 × 1, S = 1	—	32 × 32	32 × 32
动态选择 2	16—32	Relu	32 × 32	32 × 32
BiGRU	(32, 32)	—	32 × 32	32 × 64
自注意力	—	—	32 × 64	32 × 64
展平	—	—	32 × 64	2 048
随机失活	—	—	2 048	1 024
全连接层 1	128	Relu	1 024	128
全连接层 2	—	SoftMax	128	10

3.2 DS 模块有效性验证

笔者讨论 DS 模块对模型识别性能的影响,为此建立包含 3 个、2 个、1 个、0 个 DS 层的 4 种结构,分别记作:3DS, 2DS, 1DS 和 0DS。

在试验过程中,笔者通过在信号中加入高斯白噪声干扰,均采用 Laplace 小波相关滤波法作为信号前处理方法。

在高斯白噪声为 -5 dB 情况下,DS 模块有效性试验结果如表 4 所示。

表 4 DS 模块有效性试验结果

模型结构	1 次试验	2 次试验	3 次试验	4 次试验	平均值
3DS	94.71%	94.23%	94.76%	95.14%	94.69%
2DS	99.59%	99.08%	99.74%	99.85%	99.65%
1DS	93.04%	92.66%	92.33%	92.61%	92.76%
0DS	92.23%	92.47%	92.47%	92.57%	92.57%

表 4 中,当 DS 模块数量为 2 时,模型性能最高;当继续增加 DS 模块数量时,模型性能下降(原因可能是过多的 DS 模块导致模型过拟合);2DS 比 0DS 的准确率增加近 7%,表明 DS 模块可通过增强某些特征通道有效提高网络的特征学习能力,从而使整个网络具有更好的性能。

为了进一步理解 DS 模块的内部运行过程,笔者对通道向量的输出进行可视化,DS 层通道向量输出特征图如图 9 所示。

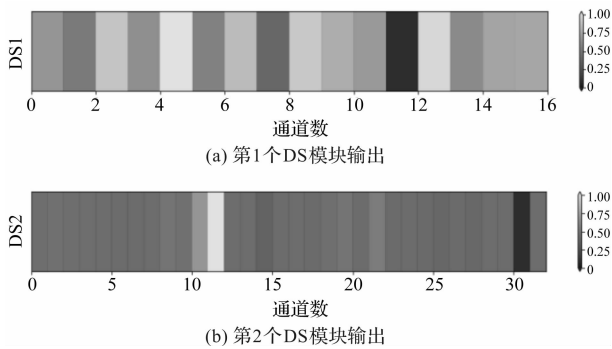


图 9 DS 层通道向量输出特征图

图 9 中:DS 模块会抑制模型无用的特征通道,增强有用的特征通道。尤其是第 2 个 DS 模块,只选择几个特征通道,但性能却得到了有效提升,进一步证明采用 DS 模块进行通道特征选择的有效性。

3.3 SA 有效性验证

在高斯白噪声为 -5 dB 情况下,笔者验证 SA 层对模型故障识别性能的影响。同样,试验建立 2 种网络结构,即 OSA 和 1SA。

验证结果如表 5 所示。

表 5 SA 层试验结果 (%)

网络结构	1 次试验	2 次试验	3 次试验	4 次试验	平均值
OSA	95.09	95.42	95.57	95.57	95.43
1SA	99.59	99.08	99.74	99.85	99.65

表 5 中,1SA 比 OSA 的故障诊断准确率增加了约 4.2%,并非所有特征对于故障诊断都有效;移除 SA 层后,网络最后输出的每个特征都具有相同的概率权重,无法过滤冗余特征,从而导致性能下降。

笔者对 SA 层输出权重概率进行可视化,如图 10

所示。

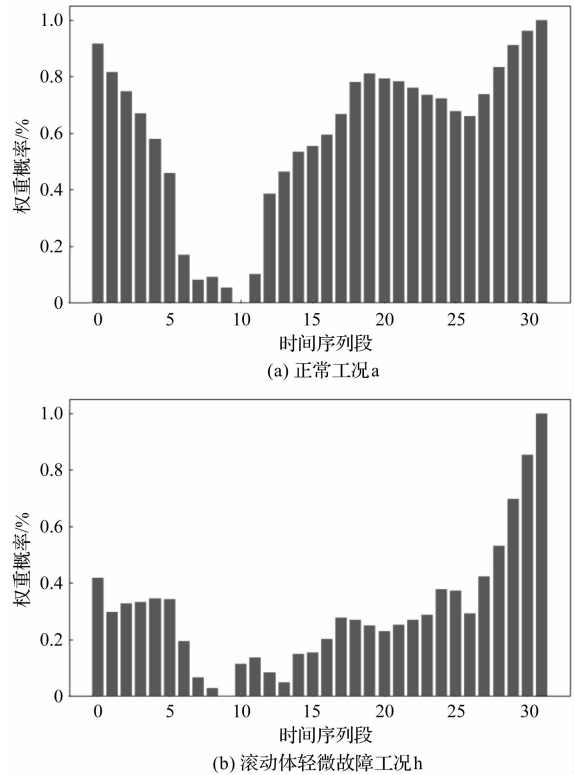


图 10 SA 层输出权重概率

图 10 中:当轴承处于正常工况时,注意力概率权重分布在大多数序列段,这表明大部分序列对于故障识别的输出贡献基本相同;当轴承处于滚动体故障工况时,注意力概率权重分散在少数序列段,这表明这些少数序列对于最终的输出结果起着重要作用。

3.4 对比试验

笔者首先在不同噪声环境下,将 ICNN-BiGRU 与正交正则化一维卷积神经网络(orthogonal regularization 1D convolutional neural network, OR1D-CNN)^[12]、贝叶斯优化卷积神经网络(bayesian optimization convolutional neural network, BOCNN)^[13]和改进门控循环单元网络(modified gated recurrent unit network, MGRU)^[14]的性能进行比较;信号滤波方法均为 Laplace 小波相关滤波法。

不同深层网络模型故障识别率均值对比结果,如表 6 所示。

表 6 不同深层网络模型故障识别率均值对比 (%)

白噪声(SNR)	ICNN-BiGRU	OR1D-CNN	BOCNN	MGRU
5 dB	99.02	97.81	96.33	91.23
0 dB	96.00	95.33	94.71	89.33
-5 dB	93.13	90.10	90.62	85.62
无白噪声	99.65	98.02	97.16	97.28

表 6 中:随噪声强度的增加,各模型性能都有所下降,但是 ICNN-BiGRU 模型的准确率要显著好于其他

3 种模型,特别是在 SNB = -5 dB 时,ICNN-BiGRU 模型的准确率仍达到了 93.13%。

对比实验结果证明,ICNN-BiGRU 模型在不同噪声背景下具有优越的诊断性能^[15]。

第 1 次试验结果的多分类混淆矩阵如图 11 所示。

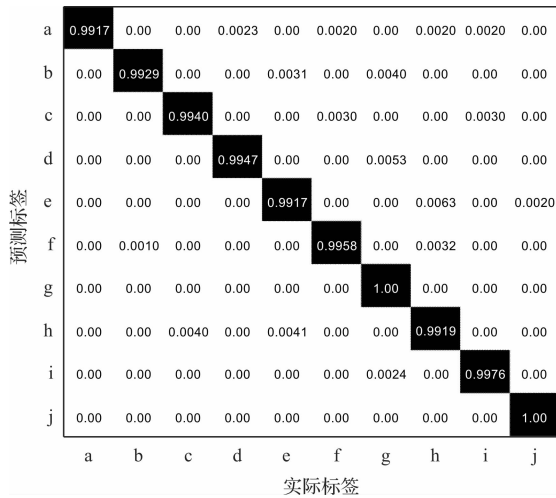


图 11 第 1 次测试结果的混淆矩阵

图 11 中:10 种轴承诊断准确率均达到 99% 以上。

然后,笔者在不同噪声环境下,将 Laplace 小波相关滤波(Laplace wavelet correlation filtering, LWCL)与 Morlet 小波相关滤波(morlet wavelet correlation filtering, MWCL)^[16]和 Morlet 连续小波变换滤波(morlet continuous wavelet transform filtering, MCWTL)^[17]的性能进行比较。

不同滤波方法的故障识别率均值对比结果,如表 7 所示。

表 7 不同滤波方法的故障识别率均值对比 (%)

白噪声(SNR)	LWCL	MWCL	MCWTL
5 dB	99.02	94.54	95.81
0 dB	96.00	92.04	92.59
-5 dB	93.13	89.41	90.04
无白噪声	99.65	97.24	97.20

表 7 中:LWCL 作为信号前处理方法时,模型的准确率优于其他 2 种滤波方法。对比试验结果表明:Laplace 小波能为 ICNN-BiGRU 提供更为优秀的训练样本。

以 MWCL 方法为例,经 MWCL 处理后工况 h 信号的功率谱,如图 12 所示。

图 12 中:经 MWCF 处理后的信号功率谱只能提取到转频,且功率谱中分布着大量噪声频率分量,难以作为 ICNN-BiGRU 提供优秀的训练样本。

3.5 不同转速和负载下模型的诊断性能

为验证不同转速和负载下的模型诊断性能,笔者

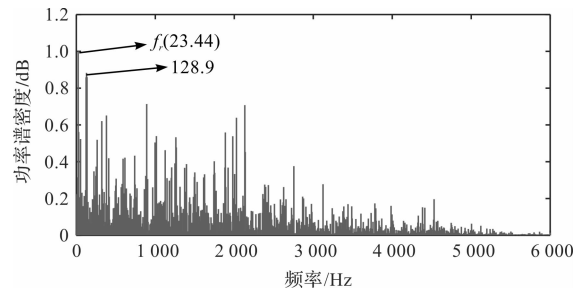


图 12 MWCF 处理后信号的功率谱

根据西安交大-昇阳轴承加速寿命试验数据集,取 3 大类工况进行分析。

轴承加速寿命试验工况如表 8 所示。

表 8 轴承加速寿命试验工况

工况编号	1	2	3
转速/(r · min ⁻¹)	2 100	2 250	2 400
径向力/kN	10	20	40
对应轴承	Bearing 1_2	Bearing 2_3	Bearing 3_3

表 8 共有 3 种轴承状态,分别为:轴承 Bearing 1_2 对应 1 种轴承状态(外圈轻微故障),轴承 Bearing 2_3 对应 1 种轴承状态(保持架轻微故障),Bearing3_3 对应 1 种轴承状态(内圈轻微故障)。

笔者同样采用滑动分割方法对其进行样本划分,每个样本的长度和滑动分割的步长分别为 2 048 和 28,得到 10 500 个样本数据,选取 80% 作为训练集,剩余 20% 作为测试集。

笔者将 ICNN-BiGRU 与 3.4 节所列出的 OR1D-CNN、BOCNN 和 MGRU 模型性能进行比较,验证结果的均值如表 9 所示。

表 9 不同深层网络模型故障识别率对比 (%)

网络结构	工况 1	工况 2	工况 3
ICNN-BiGRU	99.62	99.42	99.65
OR1D-CNN	93.50	94.54	93.87
BOCNN	95.67	96.13	96.43
MGRU	96.54	94.58	95.59

表 9 中:在不同转速不同负载工况下,ICNN-BiGRU 模型的诊断准确率显著好于其他 3 种网络模型,对比实验结果证明,ICNN-BiGRU 模型在不同转速负载工况下有优越的诊断性能。

4 结束语

为了解决噪声环境下滚动轴承故障识别率较低的问题,笔者首先利用 Laplace 小波优越的降噪能力,对轴承振动信号进行了相关滤波降噪;然后,利用 ICNN-BiGRU 的自动特征提取能力与故障识别能力,对滚动轴承故障进行了诊断;最后,通过测试数据对试验结果

进行了验证。

研究结论如下:

(1) 基于 Laplace 小波降噪的 ICNN-BiGRU 模型识别准确率达 99.65%, 相比基于 Morlet 小波降噪高出近 2.4%, Laplace 小波作为信号的前处理方法能为 ICNN-BiGRU 模型提供了优秀的训练样本;

(2) ICNN-BiGRU 模型通过引入动态选择 DS 模块能有效抑制模型的无用通道信息, 增强了模型特征学习能力; 并通过引入自注意力机制 SA 对信号序列的特征段进行了有效筛选, 进一步增强了模型的特征提取能力。

在后续的研究中, 笔者将进一步优化 Laplace 小波滤波方法和 ICNN-BiGRU 更为有效的优化方法, 以满足轴承大数据时代的智能化故障识别的需求。

参考文献 (References):

- [1] 夏理健, 刘小平, 王 新, 等. 基于 CEEMD 散布熵和 Hjorth 参数的混合特征滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(12): 1564-1571.
- [2] CHEN Jing-long, PAN Zi-peng, JUN Zheng-jia, et al. Wavelet transform based on inner product in fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2016, 70-71(7): 1-35.
- [3] XU Zi-fei, LI Chun, YANG Yang. Fault diagnosis of rolling bearings using an improved multi-scale convolutional neural network with feature attention mechanism [J]. **ISA Transactions**, 2020, 110(4): 10-18.
- [4] SOUALHI A, CLERC G, RAZIK H, et al. Detection and diagnosis of faults in induction motor using an improved artificial ant clustering technique[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2013, 60(9): 10-18.
- [5] BAZAN G H, SCALASSARA P R, ENDO W, et al. Information theoretical measurements from induction motors under several load and voltage conditions for bearing faults classification [J]. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2020, 16(6): 35-46.
- [6] HOANG D T, KANG H. A motor current signal based bearing fault diagnosis using deep learning and information fusion[J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2020, 69(6): 203-220.
- [7] KAO I H, WANG Li-meng. Analysis of permanent magnet synchronous motor fault diagnosis based on learning[J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2019, 68(2): 310-324.
- [8] LI Jie, WANG Yu, ZI Yan-yang, et al. A current signal-based adaptive semi supervised framework for bearing faults diagnosis in drivetrains [J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2021, 70: (2): 220-234.
- [9] 张训杰, 张 敏, 李贤均. 基于二维图像和 CNN-BiGRU 网络的滚动轴承故障模式识别[J]. 振动与冲击, 2021, 40(23): 194-201, 207.
- [10] 祝小彦, 王永杰, 张钰淇, 等. 基于自适应最优 Morlet 小波的滚动轴承故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2018, 38(5): 1021-1029, 1085.
- [11] 鄢小安, 贾民平. 基于层次多尺度散布熵的滚动轴承智能故障诊断[J]. 农业工程学报, 2021, 37(11): 67-75.
- [12] 潘屹豪, 肖 红, 周玉彬, 等. 基于改进一维卷积神经网络的多轴工业机器人故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(12): 10-14, 18.
- [13] 常 淼, 沈艳霞. 基于贝叶斯优化 CNN 的风电轴承故障诊断策略[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(6): 77-83.
- [14] 杨端浩, 付文龙, 史慧彬. 基于 SACNN-MGRU 混合模型的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 160-167.
- [15] 慎明俊, 高宏玉, 张守京. 基于 CEEMD 和 3 点对称差分能量算子的滚动轴承故障诊断方法[J]. 轻工机械, 2021, 39(4): 62-67.
- [16] 蒋永华, 汤宝平, 董绍江. 自适应 Morlet 小波降噪方法及在轴承故障特征提取中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2712-2717.
- [17] 张 龙, 蔡秉桓, 熊国良, 等. 小波滤波与最大相关峭度解卷积参数同步优化的轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1313-1322.

[编辑: 全 瑶]

本文引用格式:

杨 慧, 张瑞君, 陈国良. 基于 ICNN-BiGRU 的轴承故障诊断模型[J]. 机电工程, 2022, 39(11): 1559 - 1566.

YANG Hui, ZHANG Rui-jun, CHEN Guo-liang. Rolling bearing fault diagnosis based on ICNN-BiGRU[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(11): 1559 - 1566.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>