

多路深度残差型图神经网络下的果泥包装机轴承故障检测

严胜利¹ 付 辉² 李 浩¹

(1. 广安职业技术学院, 四川 广安 638000; 2. 兰州理工大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: [目的] 解决复杂工作环境下果泥包装机轴承易出现故障并失效的问题。[方法] 提出一种多路深度残差型图神经网络下的果泥包装机轴承故障检测方法。通过 Cmor 小波完成信号预处理, 将原始一维果泥包装机轴承故障信号样本转换为二维的时频图信号; 设计多路特征提取模块, 可减少参数量、增强各路间数据交互, 从而有效提取果泥包装机轴承故障信号的二维时频图谱信息; 提出残差型图神经网络从果泥包装机轴承故障信号的二维时频域数据中充分学习果泥包装机轴承故障特征; 采用轴承故障分类部分完成故障轴承的样本分类。进行所提方法和对比方法的准确性、可视化、变工况和变噪声下的试验对比和算法性能分析。[结果] 所提方法的整体轴承故障准确率可达 96.95%, 优于基于小波分析和支持向量机的多点故障检测网络 (WSVMD-net) 的 86.43% 和基于一维时域信号的卷积故障诊断网络 (OSCFD-net) 的 91.9%, 当信噪比由 12 dB 下降至 -4 dB 时, 该方法的轴承故障诊断率仅由 95.24% 下降至 91.35%。[结论] 所提方法相对于 WSVMD-net 和 OSCFD-net 更能适应变工况条件和噪声环境, 获得较高的准确率和较低的损失值。
关键词: 轴承; 小波; 时频图谱; 图神经网络; 变工况

Bearing fault detection of fruit puree packing machine based on multi-channel depth residual graph neural network

YAN Shengli¹ FU Hui² LI Hao¹

(1. Guang'an Vocational and Technical College, Guang'an, Sichuan 638000, China; 2. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Gansu 730050, China)

Abstract: [Objective] To address the issue of bearing failure in fruit puree packaging machines operating in complex work environments. [Methods] This study proposes a method of bearing fault detection of fruit puree packing machine based on multi-channel depth residual graph neural network. First, it uses the Cmor wavelet to complete signal preprocessing, and converts the original one-dimensional bearing fault signal samples into two-dimensional time-frequency graph signals. Second, the study designs the multi-channel feature extraction module, which reduces the number of parameters and enhances the data interaction between each channel, so as to effectively extract the two-dimensional time-frequency spectrum information of the bearing fault signal of the fruit puree packaging machine. Third, it proposes the residual graph neural network to fully learn the bearing fault characteristics from the two-dimensional time-frequency domain data of the bearing fault signal of the fruit puree packaging machine. Finally, the study completes the sample classification of faulty bearings by using the bearing fault classification part. The accuracy, visualization, experimental comparison, and performance analysis under variable conditions and noise are conducted on the proposed method and the comparison method. [Results] The overall bearing fault accuracy of the proposed method reaches 96.95%, which is higher than 86.43% of WSVMD-net and 91.9% of OSCFD-net. When the signal-to-noise ratio (SNR) decreases from 12 to -4 dB, the bearing fault diagnosis rate of the proposed method only decreases from 95.24% to 91.35%.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (编号: 62361039); 四川省革命老区自筹项目 (编号: SLQ2020SD-021); 四川高等职业教育研究中心自筹项目 (编号: 61)

通信作者: 严胜利 (1984—), 男, 广安职业技术学院讲师, 学士。E-mail: shengliyan2010@163.com

收稿日期: 2024-03-19 **改回日期:** 2024-11-01

引用格式: 严胜利, 付辉, 李浩. 多路深度残差型图神经网络下的果泥包装机轴承故障检测[J]. 食品与机械, 2026, 42(3): 63-70.

Citation: YAN Shengli, FU Hui, LI Hao. Bearing fault detection of fruit puree packing machine based on multi-channel depth residual graph neural network[J]. Food & Machinery, 2026, 42(3): 63-70.

[Conclusion] Compared with WSVMD-net and OSCFD-net, the proposed method is more suitable for variable conditions and noisy environment, obtaining higher accuracy and lower loss value.

Keywords: bearing; wavelet; time-frequency spectrum; graph neural network; variable condition

果泥包装机集打包、灌装、计量、封口、填充等功能为一体,可提升包装效率、降低对人工的依赖^[1],获得卫生、安全和美观的果泥产品^[2]。但果泥所具有的食品属性以及果泥生产的环境属性,在包装过程中易对机器产生腐蚀,从而对关键零部件的可靠与稳定运行提出了挑战。与机床类似,轴承是构成果泥包装机的关键零部件,为避免引发重大经济损失和人员伤亡,需保证其在生产过程中的故障能被及时检测出^[3]。

国内外学者针对轴承故障诊断进行了相关研究,Zhou 等^[4]提出了一种轴承故障诊断的数学模型,该模型可分析恒定的内圈速度、载荷分布和轴承内部几何效应;Kuang 等^[5]开发了一种带有局部故障的深沟球轴承模型,并分析了时变位移激励和时变接触力的组合,以更好地了解滚动轴承故障机制;孙佳韵等^[6]提出了一种基于经验模态分解方法和滚动轴承的自回归模型的轴承故障检测方法,经验模态分解用于将轴承的非平稳信号分解成多个平稳模态分量,针对各分量,均构建自回归模型,该方法能有效检测滚动轴承故障;孙康等^[7]提出了改进的变分模态分解方法,并基于传统的变分模态和经验模态分解,检测了轴承早期故障,该方法能够从复杂的振动信号中揭示微弱的瞬态脉冲;Jiang 等^[8]提出了一种基于小波分析和支持向量机的多点故障检测网络(wavelet analysis and support vector machine multipoint fault detection network, WSVMD-net), WSVMD-net 采用改进的 SVM(support vector machine, SVM)网络进行训练,并结合健康和故障轴承对电动机进行实证分析,对轴承故障分类效果较好;Chen 等^[9]提出了一种基于振动信号的非线性特征提取的智能轴承诊断方法,该方法采用递归定量分析和卡尔曼滤波器用于评估轴承退化,然后从递归图中提取熵构建自回归模型;Jhang 等^[10]提出了一维时域信号的卷积故障诊断网络(one-dimensional time domain signal convolution fault diagnosis network, OSCFD-net),该方法能自动提取和学习果泥包装机轴承故障类型,并具有增强抗噪声和邻域自适应能力。

通过上述分析可知,传统方法多适用于具有高采样率和低噪声的平稳轴承振动信号,然而,与机床工作环境类似,果泥包装机轴承振动信号通常是非线性和非平稳的,并且包含大量的噪声和干扰;此外,现有的基于神经网络的轴承故障诊断方法获取重要特征的能力有限,使得数据的利用程度有待提升。针对以上问题,研究拟采

用 Cmor 小波预处理的方式对果泥包装机轴承振动信号进行转换,通过多路深度残差型图神经网络完成果泥包装机轴承故障诊断。

1 基础原理

1.1 果泥包装机轴承分析

工厂中果泥包装机在完成榴莲、肉、酱料等糊状产品的包装时,常持续运转 14 h 以上,每分钟可包装 100 袋左右。榴莲、肉、酱料等糊状产品包含大量水分,而果泥包装机在工作过程中常产生大量热能,使轴承长期工作在湿度与温度均高的环境中。与机床类似,果泥包装机轴承极易产生劳损与腐蚀等问题。果泥包装机轴承多采用球轴承,主要包括外圈、内圈和滚动体 3 个部分,如图 1 所示。



图 1 果泥包装机

Figure 1 Fruit puree packaging machine

1.2 技术基础

1.2.1 小波变换下的时频域解析 时频域解析指将原始一维时域信号转换至时频域的方法^[11]。在深度学习模型中,二维时频域信号通常具备更完备的特征信息,而果泥包装机轴承振动数据多在复杂的实际运行环境中获取,具有非线性特点。传统傅里叶变换由于其窗口尺寸恒定,变换效果不佳^[12],而小波变换能实现非线性信号的良好解析效果^[13]。小波变换可将初始果泥包装机轴承振动信号转化为时频域图像,使得所获得数据在低频区具备较高的时间分辨性与较低的频率分辨性,该性质与果泥包装机轴承振动信号的转换性质吻合,因而,采用小波变换将原始一维果泥包装机轴承故障信号样本转换为二维的时频图信号。图 2 为小波变换下的时频域解析模型,通过时域波形输入小波变换模型中,衰减函数和小波基完

成信号的频率识别,输出时频图信号。

1.2.2 图神经网络模型 图神经网络模型(graph convolutional network, GCN)可以完成图信息或处理后图信息的解析^[14],该网络利用卷积处理可使节点间的相邻数据集合于单独节点,并利用多次聚合可获取高阶邻域数据与节点间不连续的依赖关联。假定某图可表征成 $G=(V, E)$, V 代表图内节点组合, E 代表图内边组合。单个单层图卷积运算模型可表示为:

$$J^1 = \delta(AJ^0W^0), \quad (1)$$

式中:

J^0 ——图神经网络模型的首层输入, $J^0=M, M \in \mathbf{K}^{N \times U}$;

J^1 ——首层输出;

A ——关联参数矩阵;

N ——图内节点数目;

U ——节点的设置维度;

$\mathbf{K}$ ——图内节点间的衔接关联矩阵;

$W^0 \in \mathbf{K}^{N \times H}$ ——权值参量阵列;

H ——权值数目;

$\delta(\cdot)$ ——非线性激活模型;

c ——层数;

J^c ——第 c 层输入。

如果想要获得节点的高阶邻域数据,则应完成多次的 GCN 累加,如式(2)所示。

$$J^{c+1} = \delta(AJ^cW^c), J^0 = M, \quad (2)$$

式中:

J^{c+1} ——第 c 层输出。

图3为图神经网络模型示意图,图中的各节点均构建相邻域,在各次迭代进程中,采用线性阵列完成转换,进而聚合。

1.2.3 残差结构 残差结构是将卷积模型引入残差学习中^[15],该结构存在显著的层次关联,可削减由于网络模型过深而难于训练的状况,并保障所输出特征的代表性,从而加速训练速率。图4为残差结构,该模型能优化梯度缺

失的问题。该结构的跳跃连接模式可保障输入与输出得到相同的维度,并在前向传播的进程中,使输入数据能从底层转换至高层。

2 多路深度残差型图神经网络

2.1 信号预处理部分

连续小波变换能转化成初始信号和小波基模型结合后的积分模式,并可依据尺度参量 a 调节小波模型,从而自适应各种频率下的信号,此外,连续小波变换能将振动信号从一维转化至具有充分空间特征状态的二维时频域数据。Morlet小波作为双向指数型的衰减余弦模型,能有效适应果泥包装机轴承的故障信号, Cmor小波是一种 Morlet小波,能较强烈地自适应果泥包装机轴承故障集中敏感变换的频率。因而,将 Cmor小波用作小波基函数,如式(3)所示。通过 Cmor小波可完成信号的预处理,信号预处理模块(见图5)可将时域信号转换为二维的时频图信号。

$$\psi_c(t) = \frac{\exp(-t^2/b) \cos(2\pi \cdot f \cdot t)}{\sqrt{\pi \cdot b}}, \quad (3)$$

式中:

t ——时间, s;

b ——尺度参数;

$\psi_c()$ ——Cmor小波基函数;

$\exp()$ ——指数函数;

f ——Cmor小波频率, Hz。

2.2 特征提取部分

传统的大尺度卷积核,如采用 7×7 或 9×9 卷积,这类卷积往往带来冗余参量和过度计算,为减少通道宽度,提升特征提取能力,设计一种多路深度特征提取模块,如图6所示。该模型包含五路分支结构,包含第一层两路 5×5 卷积和三路 3×3 卷积,以及第二层的五路 1×1 卷积,并结合批量处理(batch normalization, BN)和线性整流(rectified linear unit, ReLU)激活函数。最终采用融合层获得提取后的特征图。该模型减少了参数量,并增强

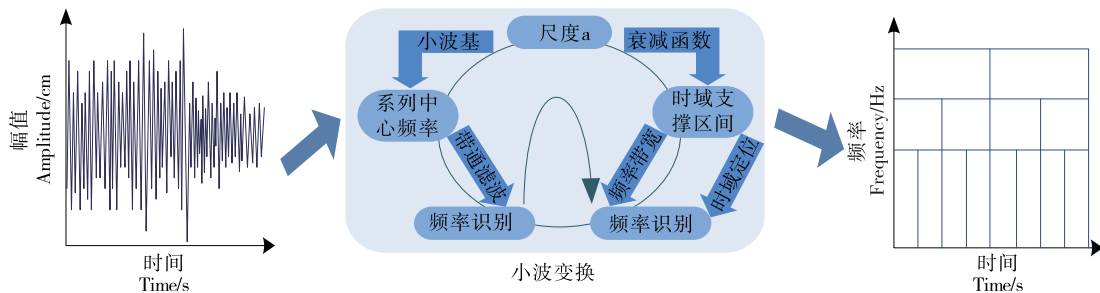


图2 小波变换下的时频域解析模型

Figure 2 Time-frequency domain analytical model under wavelet transform

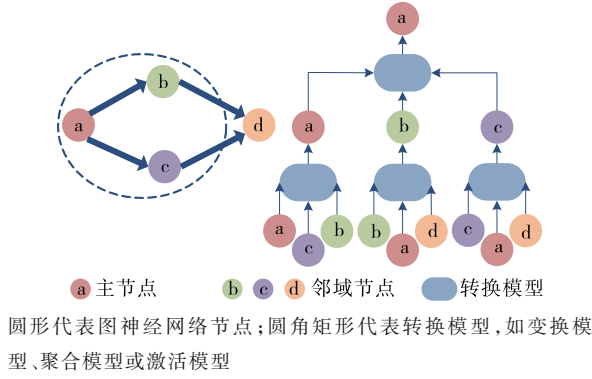


图3 图神经网络模型示意图
Figure 3 Graph neural network model

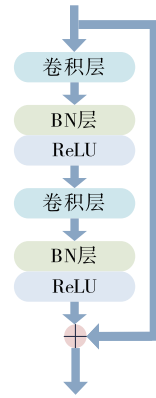


图4 残差结构
Figure 4 Residual structure

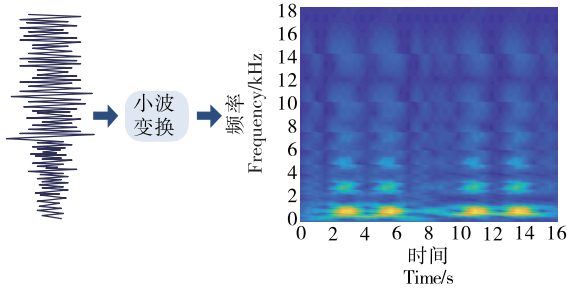


图5 信号的预处理模块
Figure 5 Signal preprocessing module

各路间数据交互,能有效提取果泥包装机轴承故障信号的二维时频图谱信息。

2.3 特征学习部分

为能从果泥包装机轴承故障信号的二维时频域数据中充分学习果泥包装机轴承故障特征,提出了残差型图神经网络模型,如图7所示。该模型在前向传输网络和融合模块后分别增加了 GCN3 层和 GCN4 层,并融入 BN 层与 ReLU 激活函数。所构建的残差结构可实现果泥包装机轴承故障特征的二次发掘。

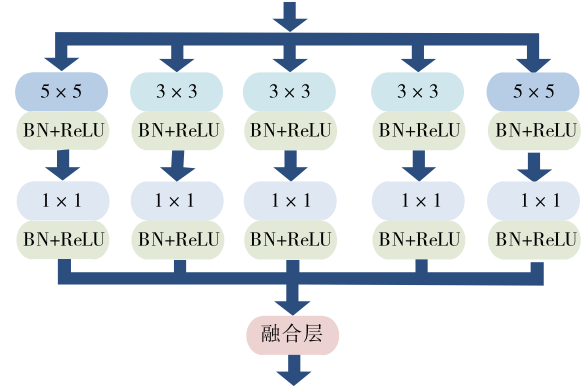


图6 多路深度特征提取模块
Figure 6 Multi-channel depth feature extraction module

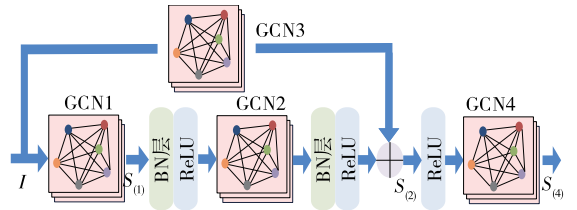


图7 残差型图神经网络模型
Figure 7 Residual graph neural network model

残差型图神经网络模型的前向传播进程中各模块输出 $S_{(1)}$ 、 $S_{(2)}$ 和 $S_{(4)}$ 分别如式(4)~式(6)所示。

$$S_{(1)} = \sigma [D^{-1/2} (R + I) D^{-1/2} R W_{(1)}], \quad (4)$$

$$S_{(2)} = \sigma [D^{-1/2} (R + I) D^{-1/2} (S_{(1)} W_{(2)} + R W_{(3)})], \quad (5)$$

$$S_{(4)} = \sigma [D^{-1/2} (R + I) D^{-1/2} S_{(2)} W_{(4)}], \quad (6)$$

式中:

$S_{(1)}$ ——GCN1层的输出;

$S_{(2)}$ ——GCN2层的输出;

$S_{(4)}$ ——GCN4层的输出;

R ——输入矩阵;

$(R + I)$ ——带自环的邻接阵列;

I ——单位阵;

D —— $(R + I)$ 的度矩阵;

$W_{(1)}$ 、 $W_{(2)}$ 、 $W_{(3)}$ 、 $W_{(4)}$ ——GCN1、GCN2、GCN3 和 GCN4 的权值;

$\sigma()$ ——激活函数。

2.4 轴承故障分类部分

将学习后的二维时频域果泥包装机轴承故障特征先传送至全局平均池化层(global average pooling, GAP)获得全局数据,并实现特征的降维,从而避免整个网络模型的过拟合问题,进而应用全连接(fully connected, FC)层与 Softmax 模型完成降维之后的果泥包装机轴承故障特征分类,果泥包装机轴承故障分类部分如图8所示。

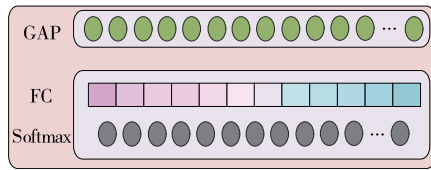


图8 轴承故障分类部分

Figure 8 Bearing fault classification section

多路深度残差型图神经网络模型采用交叉熵代价模型训练网络,其结果 $f_{\cos}$ 如式(7)所示。

$$f_{\cos} = - \sum_{m=1}^E \sum_{n=1}^F o_m^n \ln o_m'^n + \eta \|\rho\|^2, \quad (7)$$

式中:

$f_{\cos}$ ——交叉熵代价模型输出的结果;

E ——残差型图神经网络模型所输出的果泥包装机轴承的故障特征参量;

F ——残差型图神经网络模型所输出的果泥包装机轴承的故障类别数目;

o ——实际果泥包装机轴承故障类别;

o' ——预测果泥包装机轴承故障类别;

η ——正则项;

ρ ——超参量。

3 试验与分析

深沟球轴承是包装机机械设备和机床的常用轴承,美国凯斯西储大学(case western reserve university, CWRU)机械研究部门采集的轴承数据是以型号为6205-2RS的深沟球轴承为研究目标。因此,以CWRU数据集为目标完成试验。

3.1 基础设置和样本分析

3.1.1 试验装置 CWRU试验装置,该设备设置电机、扭矩传感装置、译码装置、测功设备与电子测控装置。驱动电机的轴承上端放入单个加速度传感器检测轴承振动信号,该信号选择16通道的参数记录设备所捕获,其采样频率设定为12 kHz,电机驱动滚动轴承完成试验,轴承型号取SKF6205,滚动轴承故障采用电火花放电模式所形成,分别在轴承内外圈与滚动体中刻入单点伤痕,其直径分别为0.18,0.36,0.53,0.71 mm。

3.1.2 参数设置 样本均按照比值为3:1随机划分训练集与测试集,选择Adam方法完成网络参量训练,其迭代的批处理数量设为60,处理迭代次数设置为25,学习速率选用衰减学习率,并将初始设定为0.02,结果以3次试验的平均值表示。

3.1.3 试验样本分析 试验包含正常、滚动体故障、内圈故障和外圈故障4种情况,各类情况均在4种工况下产

生。4种工况的负载分别为0,0.75,1.50,2.24 kW,对应的电机转速分别为1 790,1 770,1 750,1 730 r/min。单点伤痕分布于内外圈与滚动体的3点、6点与12点方向。试验数据集分布如表1所示。

表1 试验数据集分布[†]

Table 1 Distribution of experimental data sets

工况	总样本数	变工况情况	变工况样本数	加噪样本集
M	1 820	M	380	300
		N	380	
		G	380	
		H	380	
N	1 820	M	380	300
		N	380	
		G	380	
		H	380	
G	1 820	M	380	300
		N	380	
		G	380	
		H	380	
H	1 820	M	380	300
		N	380	
		G	380	
		H	380	

[†] M、N、G、H表示负载分别为0,0.75,1.50,2.24 kW对应的4种工况。

3.2 原始样本分析

3.2.1 准确性分析 为校验试验方法的轴承故障诊断准确性,将多路深度残差型图神经网络与OSCFD-net^[8]和WSVMD-net^[10]进行对比,结果如表2所示。

表2 轴承故障诊断准确性对比

Table 2 Comparison of bearing fault diagnosis accuracy

网络	%			
	正常	滚动体	内圈	外圈
多路深度残差型图神经网络	98.2	96.8	96.3	96.5
WSVMD-net	88.1	86.3	85.4	85.9
OSCFD-net	92.5	91.4	91.6	92.1

由表2可知,多路深度残差型图神经网络对轴承正常类型、滚动体、内圈和外圈的诊断准确率分别达98.2%,96.8%,96.3%,96.5%,均优于OSCFD-net和WSVMD-net。这是由于WSVMD-net基于小波分析和支持向量机的多点故障检测网络完成故障轴承信号的特征提取和分类,但并未彻底突破该模型,很难获取全局故障信息的缺陷,

使故障诊断准确率有待提升;而 OSCFD-net 基于时域一维信号的卷积神经网络,该方法能自动提取和学习轴承故障类型,但该方法对细微特征的提取能力有待增强;研究设计的多路深度特征提取模块,减少了参数量,并增强各路间数据交互,能有效提取轴承故障信号的二维时频谱图信息,此外,所提出的残差型图神经网络模型从轴承故障信号的二维时频域数据中充分学习轴承故障特征,可提升轴承故障诊断准确率。

为深入研究试验方法对各类轴承故障的误判状况,设计了多路深度残差型图神经网络下的轴承故障混淆矩阵,如图 9 所示。结果表明,试验方法对各类轴承故障的诊断准确率均高于 96.3%,整体故障诊断准确率可达 96.95%,说明该法具有较优的故障诊断和泛化能力。

3.2.2 可视化结果对比 如图 10 所示,初始轴承故障样本集中的样本信号杂乱、相互叠合,很难区分,而通过试验所提的多路深度残差型图神经网络完成特征提取和学习之后,四类轴承样本数据已实现完全聚集和分离,说明该法具备较强的轴承样本故障诊断能力,整体故障诊断准确率达到 96.95%。

3.3 变工况和噪声环境下的试验分析

3.3.1 变工况条件下的试验分析 类似机床轴承,果泥包装机轴承在实际运行过程中常面临负荷的瞬时变换,



颜色越深代表所对应的概率越大;对角线代表各类情况的诊断准确率,其余部分为误诊概率;1、2、3、4 分别表示正常、滚动体故障、内圈故障和外圈故障 4 种情况

图 9 多路深度残差型图神经网络下的轴承故障混淆矩阵
Figure 9 Bearing fault confusion matrix under multi-channel depth residual graph neural network

因此,研究变工况条件下的轴承故障诊断具有重要的价值。针对试验方法、文献[8]和文献[10]中的方法在变工况条件下轴承的各类故障情况进行诊断研究。如图 11 所示,试验方法的轴承故障诊断准确率均优于文献[8]和文献[10]中的方法,最高值可达 96.72%、最低值为 91.16%,试验方法的准确率变动范围小于文献[8]和文献[10]中的方法,这是由于残差型图神经网络模型的特征学习部分能充分学习轴承故障特征。

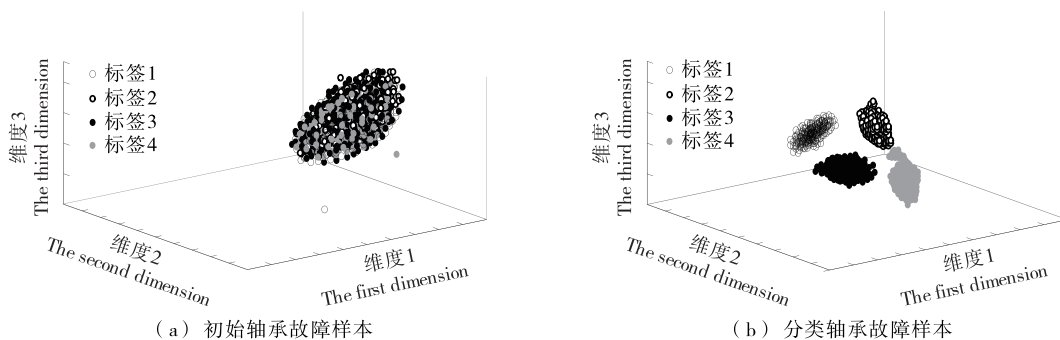


图 10 初始样本和分类部分的可视化结果
Figure 10 Visualized results of initial samples and classification section

3.3.2 变噪声环境下的试验分析 在实际运行环境中均存在噪声,因此,研究试验方法能否适应轴承在噪声环境中的故障诊断准确率具有重要意义。为校验多路深度残差型图神经网络的抗噪性能,在加噪样本中引入不同信号与干扰加噪噪声比的白噪声,其表达模型定义如式(8)所示。

$$S = 10 \times \lg(P_x/P_z), \quad (8)$$

式中:

S ——信号的信噪比, dB;

P_x ——信号的有效功率, W;

P_z ——噪声的有效功率, W。

以轴承数据集中 75% 和 25% 的加噪样本集分别用作训练样本和测试样本,并分别融入信噪比为 -4, 0, 4, 8, 12 dB 的白噪声,图 12 为不同信噪比下的轴承故障诊断准确率,当信噪比由 12 dB 下降至 -4 dB 时,试验方法的轴承故障诊断率仅由 95.24% 下降至 91.35%,在信噪比为 -4 dB 的较高噪声环境中,试验方法仍具有较高的轴承故障诊断准确率,且下降幅度较低,这是由于特征提取部

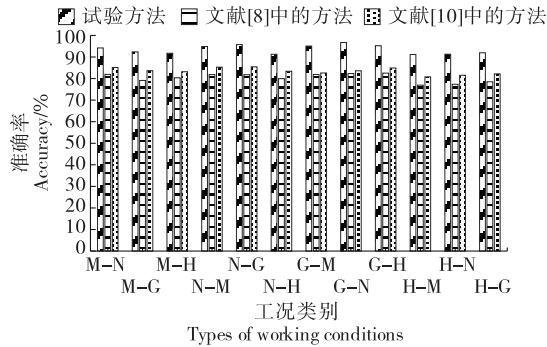


图 11 变工况条件下各类轴承故障诊断准确率

Figure 11 Fault diagnosis accuracy of various bearing under variable conditions

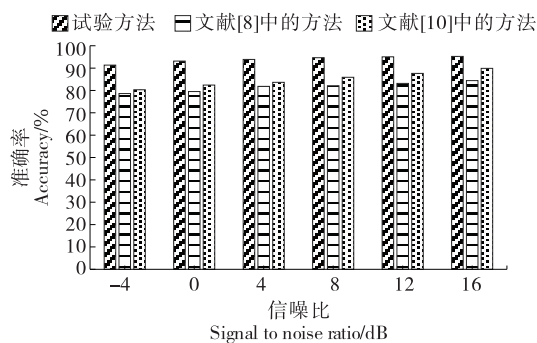


图 12 不同信噪比下的轴承故障诊断准确率

Figure 12 Bearing fault diagnosis accuracy at different SNRs

分增强了各路间数据交互,能有效提取轴承故障信号的二维时频图谱信息。另外,文献[8]和文献[10]中的方法在信噪比变化较大的情况下,轴承故障诊断准确率的降低幅度高于试验方法,但其准确率均低于试验方法。

3.4 算法性能分析

如图 13 所示,相对于 OSCFD-net 和 WSVMD-net,多路深度残差型图神经网络可在较少的批次达到稳定且有较高的轴承故障诊断准确率;OSCFD-net 的轴承故障诊断准确率虽高于 WSVMD-net,但随着批次数的增加,其诊断准确率曲线存在较大的波动。

如图 14 所示,相对于 OSCFD-net 和 WSVMD-net,多路深度残差型图神经网络的损失值较低、收敛曲线较为平稳、收敛速率较快;WSVMD-net 的损失值相对于 OSCFD-net 较低,但其损失值的曲线波动性较大。

4 结论

研究所提的多路深度残差型图神经网络可将四类轴承样本数据实现完全聚集和分离,并能有效适应变工况条件和变噪声环境。此外,与其他先进的故障诊断方法

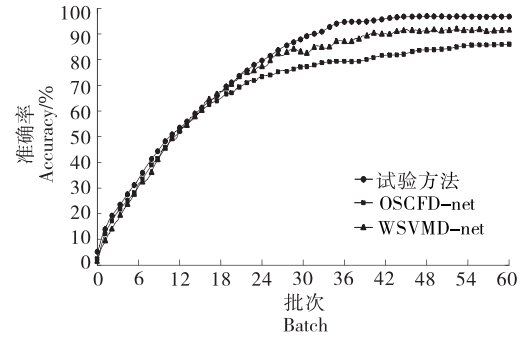


图 13 准确率随批次变化的过程

Figure 13 Process of accuracy change with batches

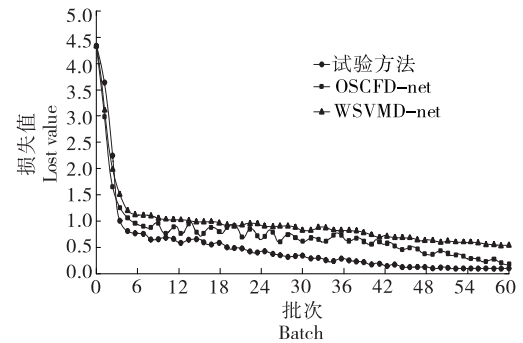


图 14 损失值随批次变化的过程

Figure 14 Process of loss value change with batches

对比,研究所提的多路深度残差型图神经网络可在较少的批次达到稳定且有较高的轴承故障诊断准确率和较低的损失值,其收敛曲线较为平稳、收敛速率较快。该方法的特征提取能力较优,但仍需分析更具解释性与有效性的空间特征,从而提升故障检测的准确率。下一步研究方向将考量提升残差型图神经网络的跨域泛化性。

参考文献

- [1] 左斌,王仁忠,王敏. 基于 AHP/AD/TRIZ 的球形水果包装机设计[J]. 食品与机械, 2023, 39(9): 103-109, 161.
- [2] ZUO B, WANG R Z, WANG M. Design of spherical fruit packing machine based on AHP/AD/TRIZ[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 103-109, 161.
- [3] 单迪,杨欢,谢利,等. 杀菌技术在提升预制菜质量安全中的应用研究[J]. 包装工程, 2023, 44(9): 18-27.
- SHAN D, YANG H, XIE L, et al. Application of sterilization technology in improving the quality and safety of prepared food [J]. Packaging Engineering, 2023, 44(9): 18-27.
- [3] 鲁国阳,王玉芳,胡鸿宣,等. 基于极端学习机的切丝机轴承故障诊断[J]. 包装工程, 2023, 44(S2): 97-101.
- LU G Y, WANG Y F, HU H X, et al. Fault diagnosis of cutter bearing based on extreme learning machine[J]. Packaging

- Engineering, 2023, 44(S2): 97-101.
- [4] ZHOU J M, YANG X T, LIU L L, et al. Fuzzy broad learning system combined with feature-engineering-based fault diagnosis for bearings[J]. Machines, 2022, 10(12): 1 229.
- [5] KUANG J C, XU G H, TAO T F, et al. Domain conditioned joint adaptation network for intelligent bearing fault diagnosis across different positions and machines[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(4): 4 000-4 010.
- [6] 孙佳韵, 战卫侠, 孙显彬, 等. 基于卷积神经网络的端到端低速重载轴承故障诊断方法[J]. 制造业自动化, 2023, 45(12): 194-198.
- SUN J Y, ZHAN W X, SUN X B, et al. Fault diagnosis method of end-to-end low speed and heavy-load bearing based on convolutional neural network[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(12): 194-198.
- [7] 孙康, 金江涛, 李春, 等. 优化变分模态分解与深度学习融合的滚动轴承故障诊断策略[J]. 动力工程学报, 2023, 43(6): 749-758.
- SUN K, JIN J T, LI C, et al. Fault diagnosis strategy for rolling bearing based on optimal fusion of variational modal decomposition and deep learning[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2023, 43(6): 749-758.
- [8] JIANG T Y, LI Y K, LI S. Multi-fault diagnosis of rolling bearing using two-dimensional feature vector of WP-VMD and PSO-KELM algorithm[J]. Soft Computing, 2023, 27(12): 8 175-8 187.
- [9] CHEN X X, SUN S L. Resonance detection method and realization of bearing fault signal based on kalman filter and spectrum analysis[J]. Applied Sciences-Basel, 2023, 13(3): 1 472.
- [10] JHANG J Y, LIN C J, KUO S W. Convolutional takagi-sugeno-kang-type fuzzy neural network for bearing fault diagnosis[J]. Sensors and Materials, 2023, 35(7): 2 355-2 370.
- [11] HAN S J, FENG Z P. Deep subclass alignment transfer network based on time-frequency features for intelligent fault diagnosis of planetary gearboxes under time-varying speeds[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(10): 105010.
- [12] WEI M H, JIANG L X, ZHANG D, et al. Bearing fault feature extraction method based on variational mode decomposition of fractional fourier transform[J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2022, 58(3): 221-235.
- [13] 杨岗, 秦礼目, 吕琨, 等. 基于连续交叉小波相干分析和自适应 CYCBD 的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(21): 17-28.
- YANG G, QIN L M, LU K, et al. Bearing fault diagnosis based on continuous cross wavelet coherence analysis and adaptive CYCBD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(21): 17-28.
- [14] ABDELMAKSoud M, TORKI M, EL-HABROUK M, et al. Convolutional-neural-network-based multi-signals fault diagnosis of induction motor using single and multi-channels datasets[J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 73: 231-248.
- [15] 侯东晓, 周子安, 程荣财, 等. 基于 GADF-TL-ResNeXt 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 计量学报, 2023, 44(10): 1 534-1 542.
- HOU D X, ZHOU Z A, CHENG R C, et al. Based on the GADF-TL-ResNetXt rolling bearing fault diagnosis method [J]. Acta Metrologica Sinica, 2023, 44(10): 1 534-1 542.