

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407667

基于 SResNet 网络的复杂工况下间歇运动设备故障诊断方法*

肖剑^{1,2} 刘畅^{1,2} 贺飞飞^{1,2} 刘韬^{1,2} 许磊³

(1. 昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500; 2. 云南省先进装备智能制造技术重点实验室 昆明 650500;
3. 昆明欧迈科技有限公司 昆明 650106)

摘要: 间歇式运动设备是智能物流系统中的重要设备,其运行状态直接关系到整个系统的安全与可靠性。针对间歇运动设备运行过程轴承工作具有复杂性和不确定性,复杂工况下有效数据获取困难且故障样本稀缺导致滚动轴承故障诊断精度较低的问题,提出了一种基于自注意力模块(SAM)改进 ResNet50 网络(SResNet)的复杂工况下间歇运动设备故障诊断方法。首先,提出一种间歇工况识别方法用于提高状态数据的有效性;然后,利用连续小波变换将处理后的一维状态数据转化为故障特征信息更丰富的二维时频图谱;最后,提出基于 SAM 改进 ResNet50 网络,利用 SAM 增强网络对重要特征的关注,提升轴承故障诊断准确性和稳定性。使用轴承故障状态模拟实验数据集验证所提方法的故障诊断性能,实验结果表明,在复杂工况条件下该方法能够准确地对轴承的故障进行分类识别,且分类准确率可达到 99% 以上。与其他传统故障诊断方法相比,该方法在诊断效果和泛化性能上均有较大的提升。

关键词: 间歇运动设备;轴承;连续小波变换;残差神经网络;故障诊断

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.2020

Fault diagnosis method for intermittent motion equipment under complex operating conditions based on SResNet network

Xiao Jian^{1,2} Liu Chang^{1,2} He Feifei^{1,2} Liu Tao^{1,2} Xu Lei³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Key Laboratory of Advanced Equipment Intelligent Manufacturing Technology of Yunnan Provincial, Kunming 650500, China;
3. Kunming Optics-Mechanics-Electricity Technology Co., Ltd., Kunming 650106, China)

Abstract: Intermittent motion equipment is a critical component of intelligent logistics systems, and its operational condition directly impacts the safety and reliability of the entire system. In view of the complexity and uncertainty inherent in the operation of bearings within intermittent motion equipment, and the challenges posed by difficulties in acquiring effective data and the scarcity of fault samples under complex operating conditions, which result in low accuracy in rolling bearing fault diagnosis, this study proposes a fault diagnosis method for intermittent motion equipment under complex operating conditions based on the SResNet network. Firstly, an intermittent operating condition recognition method is proposed to enhance the effectiveness of state data. Secondly, the one-dimensional state data, after preprocessing, is transformed into a two-dimensional time-frequency spectrum using continuous wavelet transform (CWT), thereby enriching the fault feature information. Finally, an improved ResNet50 network is developed by incorporating a self-attention module (SAM). The SAM enhances the network's focus on important features, thereby improving the accuracy and stability of bearing fault diagnosis. To validate the fault diagnosis performance of the proposed method, experiments were conducted using a bearing fault state simulation dataset. The results demonstrate that, under complex operating conditions, the proposed method can accurately classify and identify bearing faults, achieving a classification accuracy of over 99%. Compared to traditional fault diagnosis methods, the proposed approach exhibits significant improvements in diagnostic performance and generalization capability.

Keywords: intermittent motion equipment; bearings; continuous wavelet transform; residual neural network; fault diagnosis

收稿日期: 2024-07-10 Received Date: 2024-07-10

* 基金项目: 云南省重大科技专项计划(202202AC080003)项目资助

0 引言

在中国制造 2025 战略的推动下,物流设备正逐步朝着智能化与自动化方向推进^[1]。间歇式运行设备是物流系统中主要设备,具有频繁地启停机和间歇运行的特点。受间歇式运行模式与复杂运行工况的影响,设备中轴承的磨损和疲劳是常见的故障。因此,开展此类设备轴承故障诊断的研究,对物流装备来说具有重要的应用价值、学术意义和科研意义^[2]。然而,在实际应用过程中,由于间歇式运行与复杂工况下轴承工作的复杂性和不确定性,导致轴承有效数据难以获取,故障样本稀少导致故障难以预测,而工况的复杂多变更增加了故障模式识别的难度。且当前研究主要集中于循环稳态运行设备的故障分析,而对于间歇性运行设备的故障诊断研究则相对较少,这就使得间歇式运行设备的故障识别与诊断具有较大的挑战。

传统故障诊断依赖信号分析技术,通过时域、频域或时频域特征提取及专家经验进行故障分类,但准确性和效率受限于专家经验和手动特征提取的限制,可推广性和自动化程度不高^[3-6]。随着技术进步,基于数据驱动^[7]的方法如反向传播神经网络(backpropagation neural network, BPNN)^[8]和支持向量机(support vector machine, SVM)^[9]等通过自动特征学习减少了对专家依赖,提升了故障诊断的智能化和自动化,能更好处理复杂故障模式。但其相对简单的结构制约了此类方法对特征的提取能力以及对故障模式的识别能力^[10]。

近年来,深度学习模型因其出色的能力在识别和分析故障方面而受到了科研人员 and 工程师的高度重视。深度学习方法能够捕获数据的隐藏特征,其中,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)因其出色的特征学习能力和自动判别性能而著称^[11]。Han 等^[12]将卷积神经网络出色的特征处理能力与支持向量机的出色泛化能力相结合,提出了一种 CNN-SVM 系统并成功应用于轴承故障诊断且表现出色。Wang 等^[13]开发了一种名为多层小波注意力卷积神经网络的新型网络架构,其通过深度小波分析层将时域信号转换到小波域,并融入频率注意力机制来提升模型在提取各种频率分量下的机械故障特征方面的性能。这种方法显著增强了网络对噪声的鲁棒性,并在机械故障诊断领域取得了优异的效果。Zhao 等^[14]针对齿轮箱变工况条件下的故障诊断提出一种基于自适应类内和类间卷积神经网络的故障诊断方法,该方法应用设计的类内和类间约束来改善样本的分布差异,并在一维卷积神经网络中加入自适应激活函数,扩大了样本的异质距离并缩小样本的均匀距离,实现了对轴承故障类型的有效分类。孙洁娣等^[15]提出了一种结合

深度卷积神经网络与长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的智能故障诊断方法。该方法通过构建深度模型,能够自适应地从轴承原始信号中提取有效特征,并利用 LSTM 学习这些特征中的时间依赖关系,实现高准确度的轴承故障诊断。其他的深度学习方法,例如循环神经网络^[16]、自动编码器^[17]、多任务学习^[18]等技术已经成为工业领域中提高故障检测精度和效率的有力工具。

尽管上述深度学习模型在许多领域表现出色,但在实际应用中遇到了难题。为了处理更复杂的任务,深度学习模型经常被设计得深而复杂。而随着网络深度增加,这些深度学习模型容易遇到梯度消失或爆炸的问题,这会让模型难以学习和收敛。因此,在 2015 年 He 等^[19]第 1 次提出了深度残差网络结构,该网络结构引入了跳跃连接,允许梯度直接流过这些连接,绕过多个层。这样不仅减轻了梯度消失或爆炸的风险,还极大地提高了网络的训练效率和性能,使其能够成功地训练出更深的网络结构。最初的 LeNet^[20]模型仅由 5 层构成,而目前广泛采用的 ResNet 模型则可达 152 层之多^[21]。这一模块的提出不仅开辟了处理更为复杂的故障诊断任务的有效途径,而且还为后续的研究工作带来了全新的思考方向。

间歇式运行设备具有间歇式运行模式下数据具有周期性时变,在复杂工况下设备有效状态数据难以获取,以及间歇运动模式下设备性能退化模式的规律性难以建模等特点。因此,针对对间歇运动设备的轴承工况复杂、数据多样、提取特征及故障诊断困难等问题,提出了一种面向复杂工况的基于自注意力模块(self attention module, SAM)改进 ResNet50 网络(SResNet)模型实现对间歇运动设备的故障诊断。首先,提出一种间歇工况识别方法,能够自适应识别间歇运行工况,通过工况识别与分隔提取稳态数据,有效提高状态数据的有效性。然后,针对其复杂运行工况下数据具有时变的特性,利用连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)将处理后的一维状态数据转化为包含时变特征的二维时频图谱。最后,提出基于 SAM 改进的 ResNet50 网络模型,实现对轴承故障的识别与诊断。实验结果表明,所提方法在间歇式运动模式下对轴承进行诊断,分类准确率能够达到 99% 以上。解决了复杂工况下间歇运动设备滚动轴承故障诊断准确率较低的问题。

1 相关理论

1.1 残差块结构与 ResNet50 网络结构介绍

在训练深度神经网络时,随着网络深度增加,出现了梯度消失和梯度爆炸等问题,导致网络难以收敛和训练效果变差。残差神经网络核心创新在于引入了残差块,

通过恒等映射建立了直接的残差连接^[22]。残差块的设计使网络学习输入和期望输出之间的残差,从而更有效地对网络模型进行优化。

残差块的结构示意图如图 1 所示。其中, x 为输入, $g(x)$ 为输出, $f(x)$ 为残差块的残差。将网络构建为 $g(x) = f(x) + x$, 使其成为学习残差函数 $f(x) = g(x) - x$ 的结构, 这即为残差学习。在此结构中, 残差块结构将输入直接传递到后面的网络层并作为后层输入, 解决了神经网络学习的退化与梯度弥散问题。

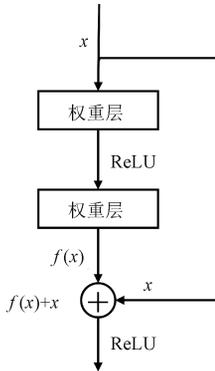


图 1 残差块结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of residual block

残差连接的设计克服了训练非常深层网络时的梯度消失和信息丢失问题。通过直接的残差传播, ResNet 能够更轻松训练超过百层甚至千层的深度网络, 在避免梯度衰减的同时能够更有效地传播梯度信息。经典的 ResNet50 网络结构如图 2 所示。

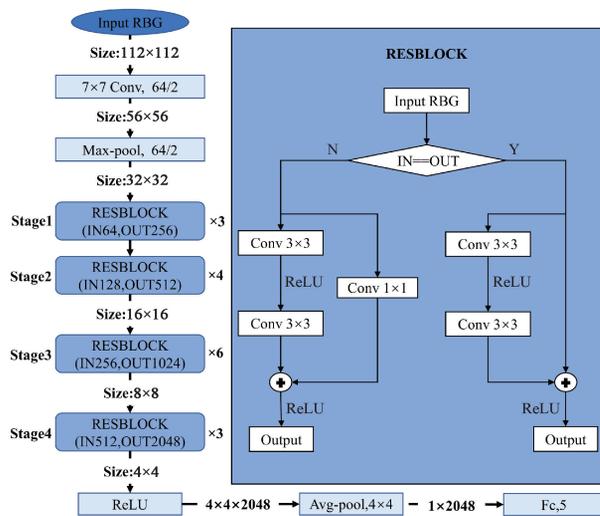


图 2 ResNet50 网络结构示意图

Fig. 2 ResNet50 network structure diagram

1.2 连续小波变换

间歇运动模式下轴承由于转速和负载的实时变化导

致数据特征时变而难以识别。传统的方法如傅里叶变换 (Fourier transform, FT) 在面对非平稳或非周期性信号时难以有效的捕捉信号的局部特征和动态行为。连续小波变换将一维时域信号转为二维的时频信号, 提供分解得到不同频率和时间的组成部分, 便于提取变工况数据中动态特征。

CWT 是一种用于在时域和频域上同时分析信号的方法, 它通过使用不同尺度和位置的小波函数对信号进行变换, 以获取信号的局部特性。CWT 对时域信号的处理方式是首先选择适当的小波基函数, 将其与待处理的时域信号进行卷积运算, 得到连续小波系数。这一过程相当于在信号上滑动并缩放小波基函数, 捕捉信号在不同时间和频率上的特征。然后, 通过分析连续小波系数的时间和频率, 提取出信号的各种特征。CWT 其基本计算如式 (1) 所示。

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 是待处理的时域信号; $\psi(t)$ 是选定的小波基函数; a 是尺度参数, 用于控制小波基函数的宽度; b 是平移参数, 表示在时间轴上的平移。式 (1) 表示对信号 $x(t)$ 进行连续小波变换, 其中小波基函数 $\psi(t)$ 被缩放为 $1/\sqrt{a}$ 的比例, 并在时间轴上以 b 进行平移。变换结果 $CWT(a, b)$ 是一个关于 a 和 b 的函数, 代表了信号在不同尺度和时间上的局部特征。

1.3 自注意力模块

SAM 是一种应用于卷积神经网络的注意力机制, 旨在增强网络对重要特征的关注, 抑制无关特征, 从而提高模型的性能。其结构示意图如图 3 所示。

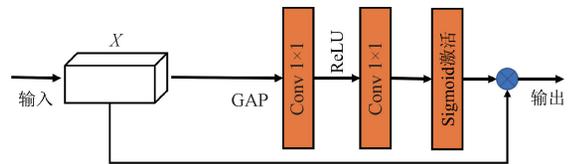


图 3 SAM 模块结构示意图

Fig. 3 SAM module structure schematic diagram

SAM 的工作机制为首先, 将输入特征图 X 通过全局平均池化 (global average pooling, GAP) 操作, 将其压缩为一个全局特征向量, 这个全局特征向量表示了整个输入特征图的全局信息; 接下来, 通过一个具有非线性激活函数的 1×1 卷积层, 将全局特征向量映射到更低维度的特征向量, 这一步通过引入非线性变换, 增强了模型的表达能力; 然后, 通过一个具有 Sigmoid 激活函数的 1×1 卷积层, 将特征向量映射回原始维度, 得到注意力权重; 最后, 将原始输入特征图与得到的注意力权重逐像素相乘, 得到加权后的特征图, 其中每个通道的特征都根据其对应

的注意力权重进行加权,以突出重要特征并抑制不重要特征。

2 基于 CWT 与改进 ResNet50 的网络结构设计

间歇运动设备在变转速和变负载工况下,采集到的原始振动信号具有时变特性,这使得基于稳态特征的典型网络模型难以有效提取并识别故障信息。此外,为了尽可能挖掘信号中隐藏故障信息,避免典型深度学习网

络受层数限制难以提取深度特征的缺点,本文以 ResNet50 为主干网络,融合 SAM 提出了一种面向复杂工况的 SResNet 网络实现对间歇运动设备的故障诊断。其中 ResNet50 具有模型尺寸适中,模型复杂度较低、计算性能高、泛化能力好等优点,能够有效的从时变数据中挖掘稳态特征。引入的 SAM 模块通过具有非线性激活函数的 1×1 卷积层提高对特征信息的挖掘能力。该方法充分利用了信号处理和深度学习的优势,其故障诊断总体框架如图 4 所示。提出的故障诊断模型包括以下 3 个故障诊断流程。

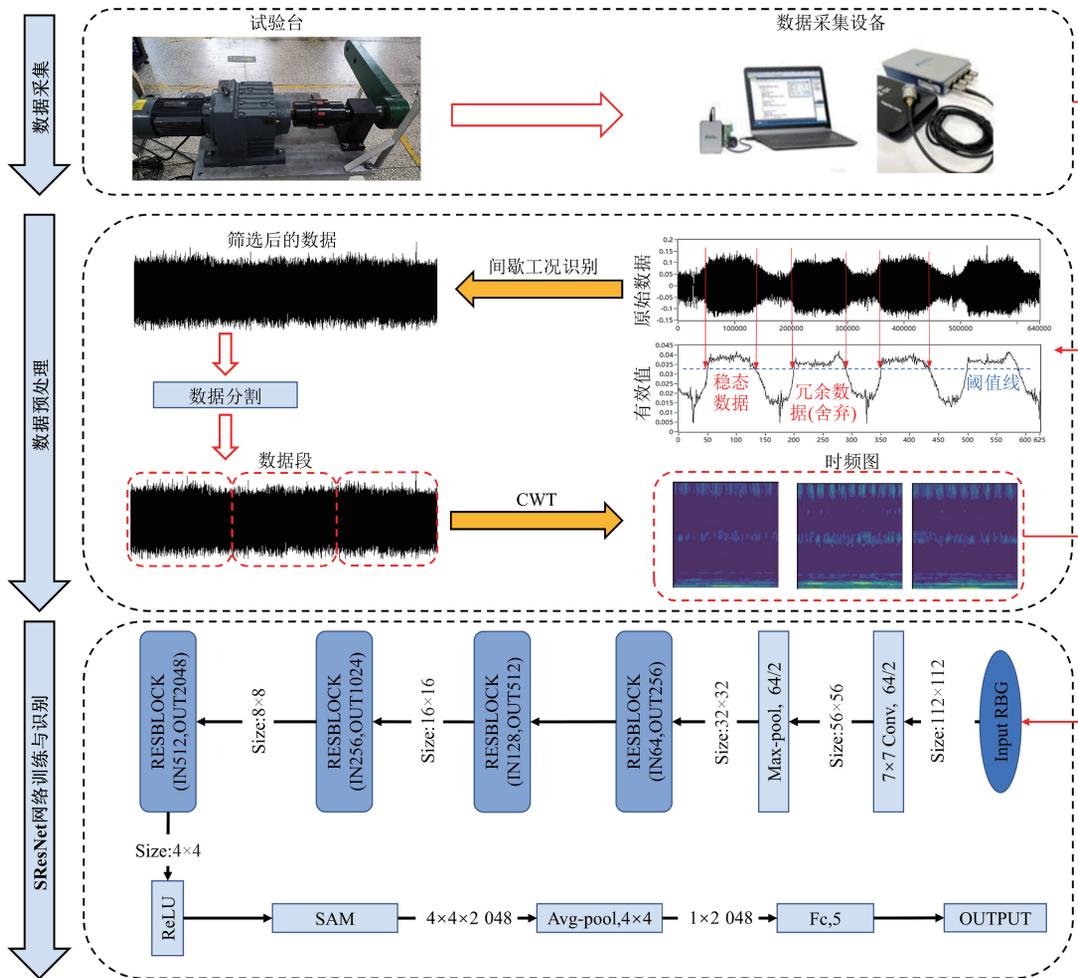


图 4 故障诊断的总体框架

Fig. 4 The overall framework of fault diagnosis

1) 采集数据。在该过程中,通过振动传感器、采集卡和笔记本电脑等设备采集轴承正常、内圈、外圈、滚动体、内圈和外圈 5 种状态的原始振动数据。

2) 稳态数据预处理。提出一种间歇工况识别与提取方法,从间歇运行过程中识别并提取稳态数据,然后对数据进行连续小波变换,将一维的振动数据转化为二维的时频图作为神经网络的输入。

3) 模型训练与识别。将二维时频图作为 SResNet 网络输入,其中卷积层来捕获频谱特征的不同层级细节。最大池化层通过对不同层细节特征采样降低维度,减少模型复杂性和避免过度拟合。通过 SAM 模块进一步挖掘信号汇总的特征信息,损失函数选择交叉熵损失函数,最后通过 SoftMax 分类器完成故障类型的识别任务。

所提模型选用交叉熵损失作为损失函数指导模型训

练。该损失函数的目标是使模型的预测概率分布尽量接近真实标签的概率分布。交叉熵损失函数有助于模型在训练过程中学习适当的权重,以更好地进行分类任务。交叉熵损失函数公式如下:

$$L = F(y, q) = - \sum_{i=1}^N (y_i \cdot \log(q_i)) \quad (2)$$

式中: L 是网络的损失; N 表示分类问题中的类别数目; y_i 和 q_i 分别是真实标签和模型预测的第 i 个类别的概率。

其中, q_i 为 Softmax 函数,公式为:

$$q_i = \frac{\exp(z_i)}{\sum_j \exp(z_j)} \quad (3)$$

式中: z_i 为网络的 logit 输出。

3 数据描述与实验结果分析

3.1 实验设备及数据集描述

使用自制的间歇运动模拟试验台对所提方法进行实验验证。试验台结构如图 5 所示,其主要由驱动电机、减速器、联轴器、花键轴、轴承座、摆臂等几部分组成。三相异步电机作为动力源,通过联轴器带动花键轴做旋转运动,并在后端连接了一个摆臂,模拟物流系统中的翻转或搬移等典型间歇运动。摆臂执行 160° 的周期性运动并伴随着阶段性的停顿。被测轴承安装在花键轴上,通过摆臂间歇运动实现对轴承的动态加卸载,实现轴承在低速和重负载等变工况条件下运动。

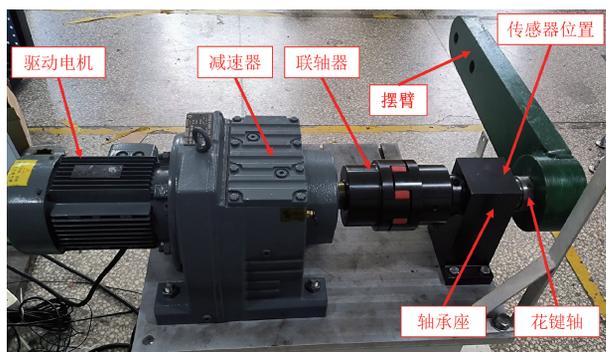


图 5 间歇运动模拟试验台

Fig. 5 Intermittent motion simulation test bench

实验中轴承座内部安装有两个 6010 的深沟球轴承,通过在轴承不同部件上采用线切割的方式进行加工,模拟不同的故障类型,所安装轴承的故障尺寸及位置信息如表 1 所示。所测轴承不同部件的故障类型如图 6 所示,其包括了健康状态、内圈故障、外圈故障、滚动物故障、内圈和外圈故障 5 种故障类型。

试验台使用的实验工况为摆臂保持 160° 往复运动,最大运动速度为 $42.8^\circ/\text{s}$ 。一个加速度传感器被安装在备测轴承座的垂直方向,用于采集试验台运行时轴承的

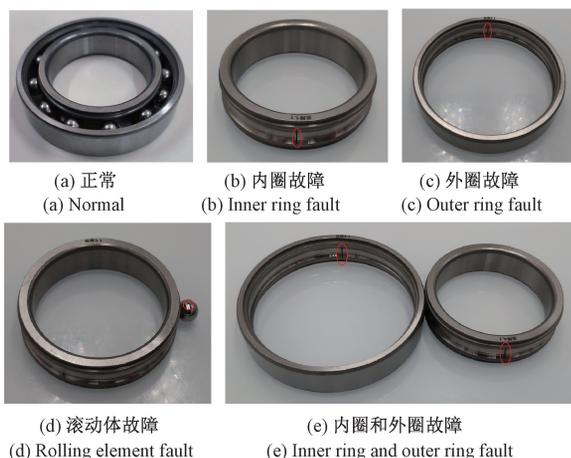


图 6 摆臂试验台不同状态的轴承故障

Fig. 6 Bearing fault diagrams of different states of the test bench

振动信号,其采样率为 25.6 kHz ,灵敏度为 100 mV/g ,连续采样 5 min ,每种状态的轴承数据共采集到 $7\,680\,000$ 个数据点。每种状态轴承诊断数据的时域波形如图 7 所示,仅展示了部分信号。

表 1 轴承故障尺寸及位置信息

Table 1 Bearing fault size and location information

故障类型	宽度/mm	长度/mm	深度/mm	故障直径/mm	安装位置
内圈故障	0.2	2.5	0.3	-	中心方向 6 点
外圈故障	0.3	2.5	0.3	-	中心方向 6 点
滚子故障	-	-	0.3	0.2	中心方向 6 点

试验台模拟间歇运行设备的实际工况。试验台摆臂在运行过程中按照真实运行模拟阶段性的停顿,为了从间歇运动中提取稳态信号,提出一种间歇工况识别方法。首先,对采集的状态数据每秒提取一个有效值特征;其次,使用式(4)执行有效值过滤,旨在消除因设备停顿期导致的异常数据点;最后,依据经筛选后的有效值索引,追溯至原始状态数据集,进而构建出新的状态数据。该方法旨在提高状态数据的有效性,特别是在试验台摆臂运行过程中模拟阶段性停顿时,能够识别并剔除无用信号。

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x(i)|^2} \geq \beta \quad (4)$$

式中: $x(i)$ 为原始信号; β 为实验确定的阈值。

对原始状态数据以 $5\,120$ 个数据点进行分段,然后对分段数据进行连续小波变换,将一维振动波动信号转换为二维时频图,为后续网络提取时频特征提供网络输入数据。5 种状态下摆臂试验台轴承振动数据的时频图如图 8 所示。

采集 5 种状态的轴承数据并转换成时频图进行实

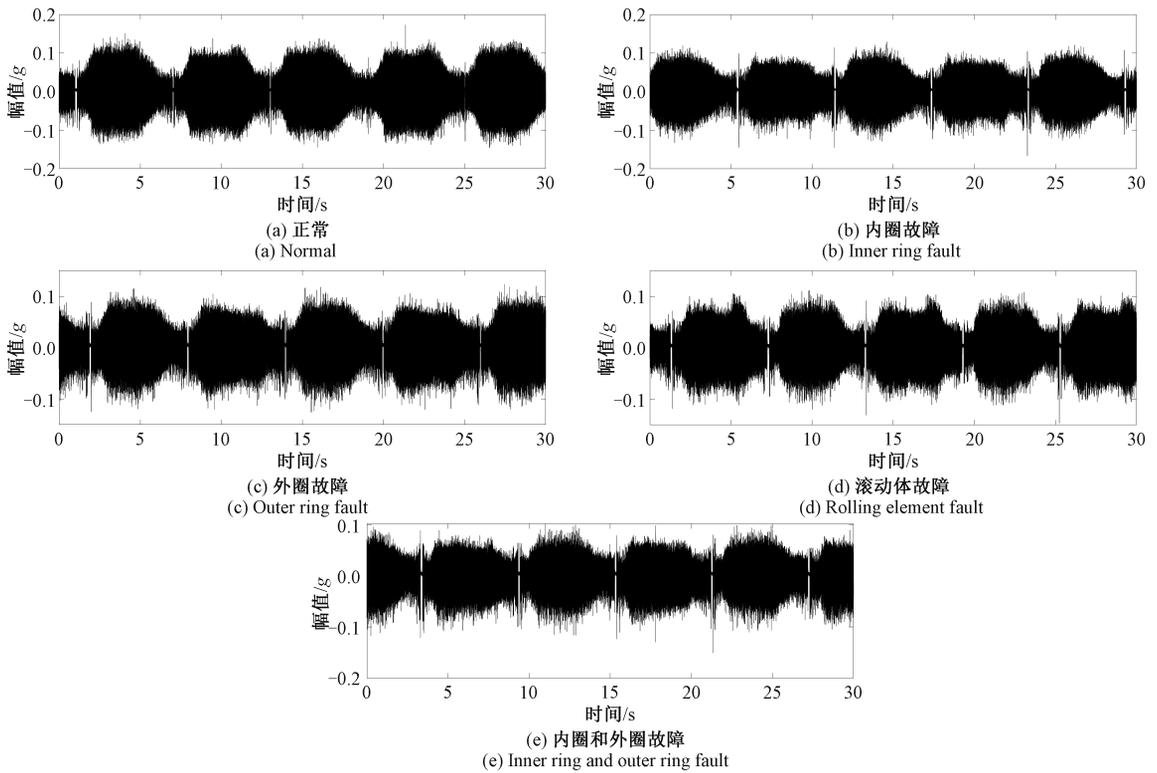


图7 5种轴承状态的时域波形

Fig. 7 Time-domain waveforms of five bearing states

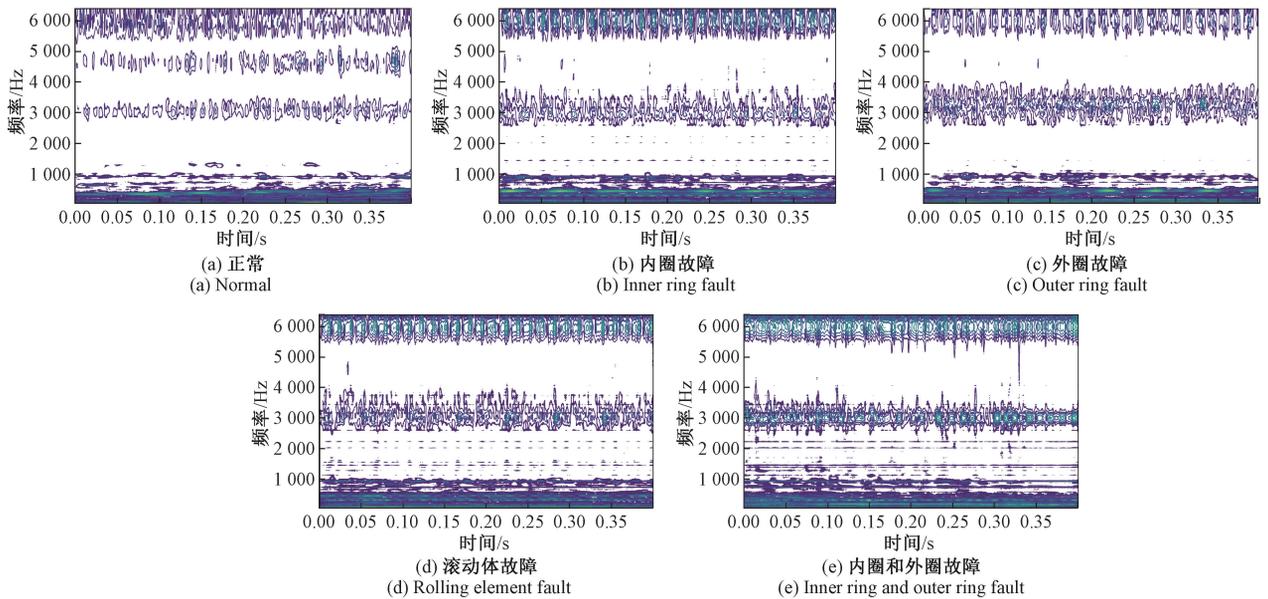


图8 轴承5种状态的时频图

Fig. 8 Time-frequency diagram of five states of bearing

验,并将这5种状态的时频图故障类标签设置为0~4。其中,每个状态包含1000张图片,图片尺寸为112×112。5种状态的数据处理为时频图共5000个样本。所获得

的数据集如表2所示。

3.2 实验结果与分析

为验证所提方法的有效性,使用经预处理的连续变

工况实验数据集对所提模型分别进行训练和测试。按照 7 : 3 的比例,将经过预处理的实验数据集划分为训练集和测试集,并随机分配每一种故障数据的时频图给测试集。在模型训练阶段,设定模型参数,设置训练次数为 60 次,批处理量设置为 64。将训练集和测试集送入神经网络中进行训练,并使用交叉熵损失函数对模型进行优化。模型训练的具体参数信息如表 3 所示。模型训练完成后,会自动保存模型参数和识别故障的准确率。模型训练的结果如图 9 所示,从图 9 可以看出,该模型经过 14 次迭代训练后,成功实现了收敛并在后续保持了良好的稳定性。在进行的测试中,经过 14 轮训练后模型的准确率均超过了 99%,表现出色。

表 2 轴承数据集

Table 2 Bearing data set

实验对象	工作状态	样本数量	故障位置	标签
6010 深沟球轴承	电机转速 1 000 r/min;摆臂最大转速 42.8°/s; 往复摆动 160°。	1 000	正常	0
		1 000	内圈	1
		1 000	外圈	2
		1 000	滚子	3
		1 000	内圈和外圈	4

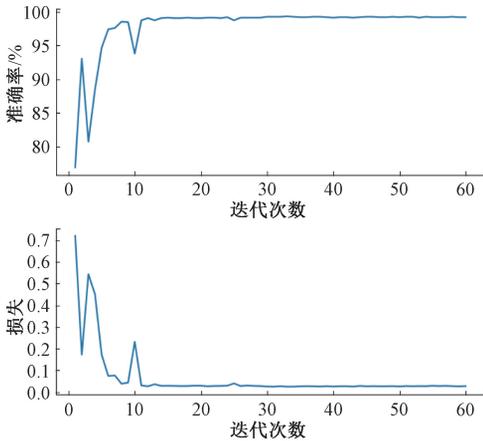


图 9 模型训练结果

Fig. 9 Model training results

表 3 模型训练过程使用的参数

Table 3 Parameters used in the model training process

参数名称	参数描述
训练集 : 测试集	7 : 3
优化器	Adam
Batch_size	64
训练次数	60
学习率	0.01
损失函数	CrossEntropy Loss

引入混淆矩阵及散点图对实验结果进行分析,如图 10 所示。分析图 10 可知,该模型在区分 5 种不同轴承的

工作状态方面表现出色,其识别准确度均达到了 99%,证明所提方法在处理连续变化的轴承运行状态分类任务时的有效性。

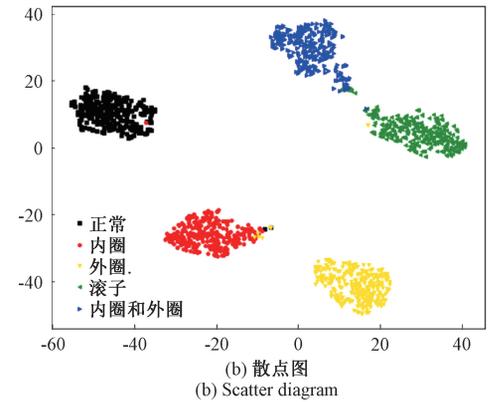
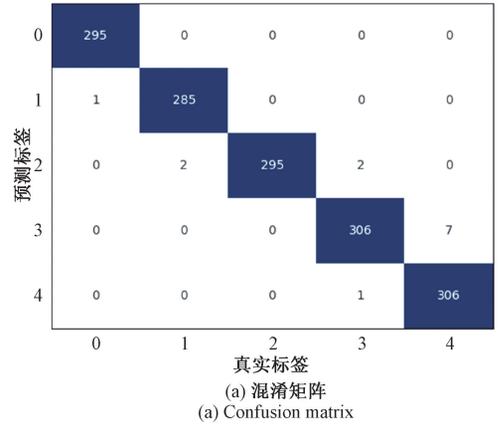


图 10 训练结果的混淆矩阵及其散点图

Fig. 10 The Confusion matrix training results and its scatter plot

为了验证所提方法在处理连续变化工况下的诊断能力及其广泛适用性,将其标准的 CNN、BPNN 和 ResNet18 网络等 3 种方法进行对比。在训练过程中保持训练参数与所提方法一致,模型训练 60 轮,取 31~60 轮的平均准确率作为每类模型的最终结果,不同模型的诊断准确率如表 4 所示。

表 4 不同模型诊断准确率

Table 4 Diagnostic accuracy of different models

对比方法	准确率/%	参数量/($\times 10^6$)	测试时间/s
BPNN	68.9	73.51	1.24
CNN	87.0	61.58	1.07
ResNet18	94.7	86.03	1.45
SResNet(本文)	99.1	193.24	1.69

从表 4 对比可以看出, BPNN 作为一种基础神经网络模型,准确率仅达到了 68.9%。而 CNN 通过其强大的图像特征提取能力,准确率提升到了 87.0%。ResNet18 利用深度残差学习机制,在 CNN 的基础上进一步提高了

准确率至 94.7%。相比之下,所提 SResNet 模型在相同的数据集上实现了 99.1%的准确率,显著超过了前 3 种方法。尽管 SResNet 模型参数量最高,但测试时间较 BPNN 模型增加了 36%的情况下,其准确率提升了 30.2%。

3.3 模型泛化能力分析

为了验证 SResNet 模型的泛化能力,进一步使用凯斯西储大学 CWRU 轴承数据集和 XJTU-SY 轴承数据集进行实验验证。相比于 3.1 节的数据集,CWRU 数据集在相同故障类型下包含 3 种不同的故障尺寸(0.007、0.014 和 0.021 in(1 in=25.4 mm)),此外还包括正常状态,共计 10 种状态类别。XJTU-SY 数据集包括内圈故障、外圈故障、滚动体故障和上述 3 种轴承故障的混合故障,与正常状态一起,共 5 种状态类别。两公用数据集的诊断准确率如表 5 所示。从表 5 可以看出,SResNet 模型的诊断准确率最高,在 CWRU 与 XJTU-SY 数据集上的诊断准确率均达到了 100%。SResNet、ResNet18、CNN 和 BPNN 的诊断准确率依次下降,对比表 4 的结果,ResNet18、CNN 和 BPNN 在两数据集上的准确率均有较大变化,而 SresNet 模型的诊断准确率与摆臂试验台数据接近,这表明 SResNet 模型具有更强的泛化能力。

表 5 CWRU 与 XJTU-SY 数据集诊断准确率

Table 5 Diagnosis accuracy of CWRU and XJTU-SY datasets (%)

数据集	BPNN	CNN	ResNet18	SResNet
CWRU	65.0	93.7	97.3	100
XJTU-SY	72.0	94.1	97.8	100

3.4 消融实验

为深入探究模型的性能及其各个组成部分的影响,进行了一系列消融实验。消融实验的结果如表 6 所示。

表 6 消融实验结果

Table 6 Ablation experimental results

实验	模型	准确率/%
1	原始信号+CWT+ResNet50	88.0
2	间歇工况识别+CWT+ResNet50	97.4
3	原始信号+CWT+SAM+ ResNet50	91.9
4	SResNet(本文)	99.1

通过分析消融实验结果可以看出,直接将原始数据输入到 ResNet50 网络中进行训练,各分类任务的准确率最高仅达 88.0%;第 2 组实验使用间歇工况识别方法处理后的数据,所得准确率显著提高,同时,所提方法同第 2 组实对比,加入 SAM 模块后,模型准确率有所提高;第 3 组实验使用了 CWT-SAM-ResNet50 模型且利用原始数据进行训练,同第 1 组实验相比加了 SAM 模块后,模型

准确率提高了 3.9%。消融实验表明,所提方法在间歇运动设备故障诊断具有较好的效果。

4 结论

为了解决间歇式运动设备的轴承工况复杂、数据多样、提取特征及故障诊断困难等问题,提出了一种基于 SResNet 网络的复杂工况下间歇运动设备故障诊断方法。

该方法首先利用间歇工况识别方法提高状态数据的有效性;然后,利用连续小波变换将一维状态数据转换成包含时变特征二维时频图谱,便于后续网络提取表征轴承状态的敏感特征;最后,将二维时频图作为所提网络的输入进行学习和训练。研究结果显示,所提出的方法在处理连续变化工作条件下的轴承数据时,能够实现高达 99%的分类准确度。与常规的故障检测技术相较,所提方法在面对轴承在连续变转速和变负载条件下的故障识别方面表现出了卓越的性能,并且展现出了良好的适应性。因此,该方法为间歇式运动设连续变工况轴承的故障诊断提供了一种有效的技术途径,对于保障机械设备的健康运行具有重要意义。

虽然该方法在间歇运动设备故障诊断中取得了良好的效果,但验结过程仍需要前期的数据处理。因此,在以后的工作中会考直接从原始振动信号中实现端到端的诊断过程。

参考文献

- [1] HE F, LIU C, WANG M, et al. Network lightweight method based on knowledge distillation is applied to RV reducer fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(9): 095110.
- [2] 王成林. 基于知识蒸馏和深度可分离卷积的轴承故障轻量化诊断[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(3): 139-144.
- [3] WANG CH L. Lightweight diagnosis for bearing faults based on knowledge distillation and deep separable convolution[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(3): 139-144.
- [4] KANG M, ISLAM M R, KIM J, et al. A hybrid feature selection scheme for reducing diagnostic performance deterioration caused by outliers in data-driven diagnostics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3299-3310.
- [5] YOUSAF M Z, JIAO W, MIRSAEIDI S, et al. Review of advanced approaches and vibration signature analysis for fault detection, diagnosis, and prognosis of rolling element bearings[C]. 2023 2nd International Conference on Power Systems and Electrical Technology (PSET). IEEE, 2023: 36-41.
- [6] ZHOU Q, LI Y, TIAN Y, et al. A novel method based

- on nonlinear auto-regression neural network and convolutional neural network for imbalanced fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Measurement*, 2020, 161: 107880.
- [6] WANG Y, PAN Z, YUAN X, et al. A novel deep learning based fault diagnosis approach for chemical process with extended deep belief network [J]. *ISA Transactions*, 2020, 96: 457-467.
- [7] 车康. 基于数据驱动的滚动轴承故障诊断研究 [D]. 西安:西安理工大学, 2023.
- CH K. Research on bearing fault diagnosis based on data-driven [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [8] 王一鹏,陈学振,李连玉. 基于小波包混合特征和支持向量机的机床主轴轴承故障诊断研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35 (2): 59-64.
- WANG Y P, CHEN X ZH, LI L Y. Research on fault diagnosis of machine spindle bearings based on wavelet packet mixing features and SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(2): 59-64.
- [9] 刘秀丽,王鸽,吴国新,等. VMD 及 PSO 优化 SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(1): 54-61.
- LIU X L, WANG G, WU G X, et al. Fault diagnosis method of planetary gear box based on variational modal decomposition and particle swarm optimization support vector machine [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(1): 54-61.
- [10] TAO H, QIU J, CHEN Y, et al. Unsupervised cross-domain rolling bearing fault diagnosis based on time-frequency information fusion[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2023, 360(2): 1454-1477.
- [11] 王梦迪,刘畅,贺飞飞,等. 多源图结构挖掘的 RV 减速器故障诊断方法[J/OL]. *机械科学与技术*, 1-8 [2025-05-26]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230311>.
- WANG M D, LIU CH, HE F F, et al. Fault diagnosis method of RV reducer based on multi-source graph structure mining [J/OL]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 1-8 [2025-05-26]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230311>.
- [12] HAN T, ZHANG L, YIN Z, et al. Rolling bearing fault diagnosis with combined convolutional neural networks and support vector machine [J]. *Measurement*, 2021, 177: 109022.
- [13] WANG H, LIU Z, PENG D, et al. Interpretable convolutional neural network with multilayer wavelet for Noise-Robust Machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 195: 110314.
- [14] ZHAO X, YAO J, DENG W, et al. Intelligent fault diagnosis of gearbox under variable working conditions with adaptive intra-class and inter-class convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(9): 6339-6353.
- [15] 孙洁娣,毛新茹,温江涛,等. 深度卷积长短期记忆网络的轴承故障诊断 [J]. *机械科学与技术*, 2021, 40(7): 1091-1099.
- SUN J D, MAO X R, WEN J T, et al. Bearing fault diagnosis using deep CNN and LSTM [J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2021, 40 (7): 1091-1099.
- [16] 陈维兴,崔朝臣,李小菁,等. 基于多种小波变换的一维卷积循环神经网络的风电机轴故障诊断[J]. *计量学报*, 2021, 42(5): 615-622.
- CHEN W X, CUI CH CH, LI X J, et al. Bearing fault diagnosis of wind turbine based on multi-wavelet-1D convolutional LSTM[J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2021, 42(5): 615-622.
- [17] 程蓉,白艳萍,胡红萍,等. 含类信息的极限学习机自动编码器特征学习方法[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(16): 71-79.
- CHENG R, BAI Y P, HU H P, et al. Feature learning method of extreme learning machine auto-encoder with category information [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(16): 71-79.
- [18] LIU Z, WANG H, LIU J, et al. Multitask learning based on lightweight 1DCNN for fault diagnosis of wheelset bearings[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 1-11.
- [19] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. *Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778.
- [20] WEN L, LI X, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 65 (7): 5990-5998.
- [21] YU H, MIAO X D, WANG H. Bearing fault reconstruction diagnosis method based on ResNet-152 with multi-scale stacked receptive field [J]. *Sensors*, 2022, 22(5): 1705-1705.
- [22] 赵志宏,孙美玲,窦广鉴. 基于多尺度残差网络的域适应轴承故障识别方法[J]. *机电工程*, 2023, 40 (12):

1898-1906.

ZHAO ZH H, SUN M L, DOU G J. Domain adaptive bearing fault identification based on multi-scale residual network [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2023, 40 (12): 1898-1906.

作者简介



肖剑, 2022 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为机械设备状态监测与故障诊断。

E-mail: 2368113153@qq.com

Xiao Jian received his B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2022. He is now a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include mechanical

equipment condition monitoring and fault diagnosis.



刘畅(通信作者), 2017 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、工业大数据分析、设备健康维护、基于压缩感知的设备故障诊断等。

E-mail: 37615085@qq.com

Liu Chang (Corresponding author), received a Ph. D. from Kunming University of Science and Technology in 2017. He is now an associate professor and M. Sc. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include equipment condition monitoring and fault diagnosis, industrial big data analysis, equipment health maintenance, and equipment fault diagnosis based on compressed sensing.