

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2310983

非理想数据下基于仿真数据辅助迁移学习的滚动轴承故障诊断*

苗建国^{1,2}, 李茂银³, 邓聪颖³, 何明格⁴, 苗强²

(1. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065; 2. 四川大学电气工程学院 成都 610065;
3. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 4. 中国石油川庆钻探工程有限公司 成都 610051)

摘要: 旋转机械在实际工程应用中常处于正常状态,因而呈现故障样本稀少甚至部分缺失等非理想数据情况。针对直接采用非理想数据建立深度学习诊断模型时的低准确率问题,提出基于有限元仿真数据辅助迁移学习的故障诊断方法。首先,通过数值仿真计算不同运行工况和故障类型的轴承信号;进而,利用大量低成本高保真的仿真样本对模型预训练,利用真实小样本或者仿真样本增补后的混合样本进行模型微调,以完成高准确率故障诊断,并降低迁移学习对故障轴承实测数据的依赖;最后,利用两个轴承实验台数据进行验证。结果表明在单类故障样本数为1时,采用所提方法建立的模型准确率超过95%;在故障样本稀少且多类缺失时,准确率比仿真数据直接增补方式提升超10%。

关键词: 非理想数据;有限元仿真;迁移学习;故障诊断

中图分类号: TH165⁺.3 TP206⁺.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 590.6530

Rolling bearing fault diagnosis for non-ideal dataset based on finite element simulation and transfer learning

Miao Jianguo^{1,2}, Li Maoyin³, Deng Congying³, He Mingge⁴, Miao Qiang²

(1. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
2. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 3. College of Advanced
Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
4. Chuanqing Drilling Engineering Company Limited, Chengdu 610051, China)

Abstract: In practical engineering applications, rotating machinery typically operates under normal conditions, which can result in non-ideal datasets with few or even partially missing fault samples. To address the low accuracy issue in deep learning diagnosis models trained directly on non-ideal datasets, a fault diagnosis method that incorporates finite element simulation to facilitate transfer learning is proposed. Firstly, vibration signals with different operating conditions and fault types are derived via numerical simulations. Subsequently, a large number of cost-effective and high-fidelity simulation samples are employed to pre-train a diagnostic model, and the authentic limited dataset or the hybrid dataset augmented by simulation samples is employed to fine-tune the pre-trained diagnostic model. This approach aims to implement high-precision fault diagnosis and mitigate the reliance on actual or experimental fault data. Finally, two bearing datasets are used to evaluate the effectiveness of the proposed method. Results show that the diagnostic model constructed via the proposed method achieves an accuracy exceeding 95% with a sample size of one for each fault category. In addition, in cases where the fault samples are limited and certain types of faults are missing, the accuracy is boosted by over 10% compared to the approach of supplementing the simulation samples directly.

Keywords: non-ideal data; finite element simulation; transfer learning; fault diagnosis

0 引言

旋转机械作为现代工业的重要组成部分,常处于高速、重载等复杂且恶劣的工作环境,一旦关键零部件发生破坏,将导致非计划停机、人员伤亡等严重后果。滚动轴承作为旋转机械的重要支承元件,是具有较高故障发生率的零件之一^[1]。因此,研究复杂工况下滚动轴承故障状态的精准诊断方法,对保障机械设备的可靠稳定运行具有重要意义。

振动、声音、声发射等信号常作为故障诊断的监测数据^[2-4],振动信号因包含反映机械缺陷的丰富故障特征信息而被广泛用于轴承故障诊断。基于机器学习方法提取振动信号特征并辨识故障状态,是目前故障智能诊断领域最具潜力的方向之一。采用传统机器学习的故障诊断方法,通常以经验模态分解、离散小波变换、希尔伯特黄变换等信号处理方法提取的故障特征作为基础^[5-7],然后利用支持向量机、极限学习机等机器学习模型进行特征提取和健康状态识别。深度学习作为机器学习的一个分支,因能直接从数据中提取故障特征信息并进行分类识别,而被广泛应用于多种故障诊断场景并取得良好成果,如卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)、深度残差网络(deep residual network, DRN)、深度信念网络(deep belief nets, DBN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)^[8-11]。

然而,深度学习方法在模型训练过程中需要大量且平衡的数据。实际工程应用中,机械设备在服役期间的计划维修使得设备长时处于正常运行状态,客观存在着故障样本稀少和缺失等非理想数据问题,将严重影响基于深度学习的故障诊断效果。因此,众多学者从样本生成与扩充或迁移学习两个角度,针对非理想数据情况下的故障诊断进行了深入研究。

在样本生成与扩充方面,可将故障样本转化为二维图像形式,然后利用旋转、平移、裁剪和放缩等方法构造大量样本,也可采用小波变换、变分模式分解等方法,将一维数据分解重构实现样本扩充。梁浩鹏等^[12]将时域信号转化为格拉姆角差场图(Gramian angular difference field, GADF),通过裁剪方法生成大量数据样本,实现了故障样本稀少情况下的轴承故障诊断。然而,仅通过分解重构方式扩充数据样本,将限制诊断效果提升且难以应对样本缺失情况。此外,利用生成对抗网络和变分自编码器等生成网络,可以实现少量故障样本下的新样本生成,Shao等^[13]使用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)网络学习故障样本的局部特征,实现了样本扩充和诊断效果提升。但是,使用GAN网络扩充数据样本时,新样本的质量依赖于生成模型的结构和数据样

本,而模型在极少样本量训练时难以稳定,因此难以生成缺失类故障样本。

迁移学习可以利用已有实验数据训练模型,将源域知识迁移到目标域数据中,以改善样本稀少导致的诊断准确率较低问题。张西宁等^[14]使用不同工况和型号的轴承数据进行迁移学习,利用少量目标域数据进行微调,实现了样本稀少情况下的轴承故障诊断。但是,迁移学习同样需要丰富的源域数据,且源域和目标域数据的相似性对迁移效果影响较大,然而此相似性难以控制和保证。与此同时,传统模型迁移方法难以用于故障样本缺失的情况。有限元仿真方法(finite element method, FEM)能够模拟部件实际工况下的故障情况,生成与实际更加接近的多类样本,可有效解决样本缺失问题。Singh等^[15]基于利弗莫尔软件技术公司动态分析(livermore software technology corporation dynamic analysis, LS-DYNA)仿真环境建立了轴承有限元模型,得到的仿真结果与数值分析结果具有良好的一致性,验证了将有限元仿真样本用于实际故障诊断的可行性;Liu等^[16]利用有限元模型生成轴承故障样本,将其用于故障样本缺失下的轴承诊断,获得了良好的诊断效果。采用有限元仿真方式扩充数据,可以模拟实际工况并生成对应的数据样本,进而补充样本集中的缺失类故障,适用于部分故障样本缺失下的故障诊断问题。但是,几何结构简化、边界条件不精确等问题,易导致仿真数据与实际数据分布存在差异,若直接采用有限元仿真数据进行模型训练,难以获得满意的故障诊断结果。Gao等^[17]利用GAN网络提升有限元仿真样本的多样性,进而增补缺失的故障类样本,采用增补后的数据直接建立轴承故障诊断模型。但是,该方法不适用于故障样本稀少且部分故障类同时存在的问题,且GAN只能生成与自身近似分布的数据样本,无法解决仿真数据和实际数据分布差异的影响。

综上所述,本文提出了一种有限元模拟辅助迁移学习的故障诊断方法。首先,通过结合分析系统(analysis system, ANSYS)数值仿真技术和轴承材料、结构、工况等先验信息,获取轴承不同健康状态下的低成本高保真有限元仿真数据;然后,利用生成的仿真数据预训练诊断模型,以降低迁移学习对实际或实验台故障数据的依赖以及负迁移问题;最后,利用有限真实样本或者仿真数据填补后的真伪混合数据进行迁移微调以适应不同的数据场景。论文的主要贡献包括:

- 1) 提出仿真模型驱动的迁移学习方法,利用有限元方法模拟生成低成本仿真数据,将其作为源域数据,有效降低对实验台数据的依赖。与此同时,利用迁移学习提高诊断模型对目标域数据的适应能力,以有效应对极有限故障数据的实际问题。

2) 对比传统实验数据驱动的迁移诊断方法,所提方法以不同工况下的有限元仿真数据为基础,能够解决实际工程中故障数据难获取问题,方法不仅可以用于样本稀少的场合,同时也可以用于部分故障样本缺失情况下的故障诊断。

3) 所提方法可根据不同的工况动态调整有限元模型,获得与目标域工况数据分布更相似的仿真故障数据,通过设计不同源域数据的迁移诊断实验,验证了所提方法能提升有限目标域样本下的迁移诊断效果,且有限元仿真的可控性使所提方法的适应场合更加广泛。

1 有限元仿真与迁移学习理论基础

1.1 有限元仿真简介

有限元仿真方法通过将物理实体模型划分为有限个互不重叠的单元,能够近似模拟复杂模型的真实运动情况。ANSYS 作为常用的有限元仿真软件之一,其内部的显示算法可以快速的获取特定约束下的响应。LS-DYNA 是 ANSYS 软件中的一个显式动力学模块,该模块通过利用中心差分法进行显式求解。针对单个物理系统的求解方程式为^[18]:

$$M\ddot{\mathbf{a}}_t = C\dot{\mathbf{a}}_t + K\mathbf{a}_t = \mathbf{Q}_t \quad (1)$$

式中: $\ddot{\mathbf{a}}_t$ 为系统的节点加速度向量, $\dot{\mathbf{a}}_t$ 为系统的节点速度向量, $\mathbf{a}_t$ 为系统的位移向量, M 为质量矩阵, C 为阻尼矩阵, K 为刚度矩阵; $\mathbf{Q}_t$ 为节点载荷向量。

中心差分法使用形式为 $f(x+b) - f(x+a)$ 的有限差分代替位移对时间的求导,对位移进行一阶求导和二阶求导得到速度与加速度:

$$\dot{\mathbf{a}}_t = \frac{1}{2\Delta t}(-\mathbf{a}_{t-\Delta t} + \mathbf{a}_{t+\Delta t}) \quad (2)$$

$$\ddot{\mathbf{a}}_t = \frac{1}{\Delta t^2}(\mathbf{a}_{t-\Delta t} - 2\mathbf{a}_t + \mathbf{a}_{t+\Delta t}) \quad (3)$$

将速度和加速度代入式(1),根据时间间隔 Δt 可求得各个离散时间点的递推公式为:

$$\left| \frac{1}{\Delta t^2}M + \frac{1}{2\Delta t}C \right| \mathbf{a}_{t+\Delta t} = \mathbf{Q}_t - \left| K - \frac{2}{\Delta t^2}M \right| \mathbf{a}_t - \left| \frac{1}{\Delta t^2}M - \frac{1}{2\Delta t}C \right| \mathbf{a}_{t-\Delta t} \quad (4)$$

利用设定的边界条件建立节点之间的相互作用关系,通过求解公式得到节点位移、速度和加速度等参数。

1.2 迁移学习基础

迁移学习是一种降低深度学习方法对数据集依赖的优化策略,该方法通过将源域 $D_s = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i=1}^n$ 上学习到的知识迁移到目标域 $D_t = \{\mathbf{x}_j\}_{j=n+1}^{n+m}$ 任务中,从而提高目标域上的泛化性能,可以有效地解决因目标域数据样本量

不足或源域与目标域数据分布不同等导致的深度学习模型识别效果不佳的问题。

模型迁移作为一种经典的迁移学习方法,通过源域数据集 D_s 获得预训练模型,在冻结部分特征提取层后使用目标域数据 D_t 进行微调,通过优化可训练参数使模型适配于目标域数据。模型迁移中,仅需使用目标域 D_t 对预训练模型进行微调,减少了模型的训练时间,并可获得更适用于目标域数据集的学习模型^[19]。

1.3 深度卷积神经网络

1) 卷积神经网络

卷积神经网络作为一种典型的深度学习网络,具有局部连接和权重共享特性,被广泛应用于自然语言处理、图像识别技术等领域^[20-21]。典型的 CNN 一般由卷积层、池化层以及全连接层组成。

卷积层是卷积神经网络中最重要的组成部分,当特征 $\mathbf{x}_i$ 输入卷积层后,首先按照一定的步长与卷积核 ω_j 进行卷积计算(由 $*$ 表示),然后在计算结果上加入偏置 b_j 后输出。为了提高卷积神经网络的整体性能,经过卷积计算的结果通常需要进行如下操作:

首先,采用批量归一化(batch normalization, BN)操作将卷积计算后的输出分布进行校准,以加快网络的训练速度。

然后,采用如线性修正单元(rectified linear unit, ReLU)、Sigmoid 等非线性激活函数进行前序操作输出的归一化特征激活,以提高模型的拟合能力。

最后,进行激活后特征的池化操作,用于特征降维、去除冗余信息、简化网络复杂度。最大池化(max pooling)是常用的池化操作之一,其原理是选择区域 R 中的最大值作为输出。

因此,特征 $\mathbf{x}_i$ 经过卷积计算、BN、ReLU 和最大池化后的输出 $\mathbf{Y}$ 可表示为:

$$\mathbf{Y} = \max_{j \in R} (\text{ReLU}(\text{BN}(\mathbf{b}_j + \sum_i \omega_j * \mathbf{x}_i))) \quad (5)$$

经过多次的上述操作后,将特征展平输入全连接层,经过全连接层之后,使用 Softmax() 函数激活即可获取最终的模型分类识别结果。

2) 残差连接模块

随着模型结构的加深,卷积神经网络对特征的提取能力也会提高,但也有可能出现模型退化的情况,因此用于快速连接不同卷积层之间的输入与输出的残差连接模块被提出,其结构如图 1 所示^[22]。经过卷积计算和非线性变换后得到的残差映射 $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ 与输入的恒等映射 $\mathbf{x}$ 求和,即可得到目标映射 $\mathbf{H}(\mathbf{x})$:

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \mathbf{x} \quad (6)$$

残差连接结构利用快速连接,简化了模型计算过程,缓解了梯度消失问题,有助于构建更深层次的卷积神经

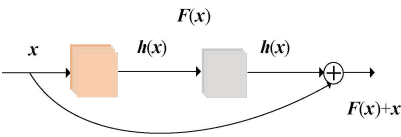


图 1 残差连接模块
Fig. 1 Residual connection block

网络结构,以提高模型的性能。

3) 密集连接模块

密集连接模块同样能够解决网络模型结构加深而出现的网络模型退化问题。图 2 所示的密集连接模块内,每一个卷积层都将接收先前所有卷积层的输出作为当前层的输入,以实现不同层次之间的信息传输^[23]:

$$X_n = H_n \left(\bigoplus_{i=0}^{n-1} X_i \right) \quad (7)$$

式中: $\bigoplus$ 是指 $0, \dots, n-1$ 层中的特征拼接, H_n 为第 n 层的非线性变换, X_n 为第 n 层的输出。

与残差连接不同,密集连接模块将先前所有层的特征拼接,其中的每一个卷积层都与前面卷积层相连,呈现

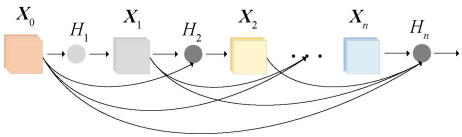


图 2 密集连接模块
Fig. 2 Dense connection block

出特征重用的特点,可通过充分利用低层特征信息,提高神经网络的抗过拟合能力,同时密集连接模块可以缓解梯度消失,有利于神经网络模型的训练。

2 有限元模拟辅助迁移学习的故障诊断

为解决非理想数据造成的神经网络故障诊断准确率较低的问题,针对故障样本稀少和样本缺失的情况,提出了一种有限元模拟辅助的迁移学习故障诊断方法。所提方法包括:滚动轴承有限元仿真模型构建、源域数据集构建与模型预训练、目标域数据集构建与迁移诊断 3 个步骤,整体流程框架如图 3 所示。

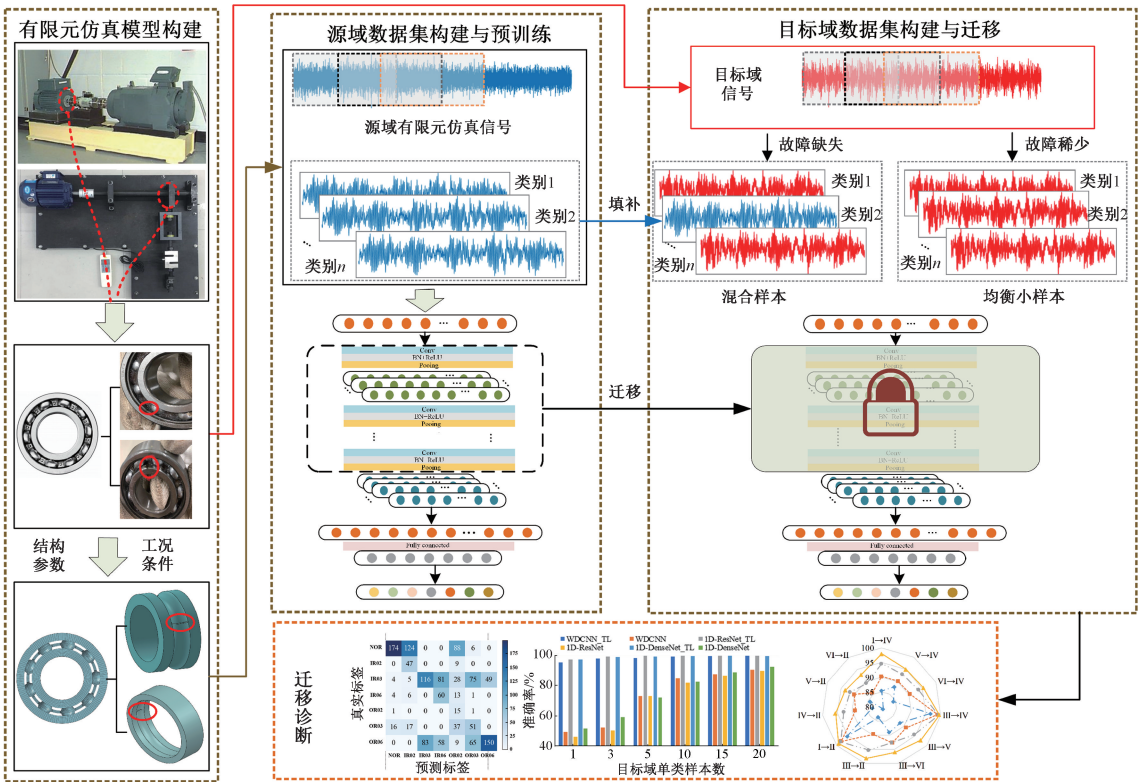


图 3 基于仿真数据辅助迁移学习的轴承故障诊断流程框架

Fig. 3 Flow chart of the bearing fault diagnosis based on finite element simulation assisted transfer learning

1) 有限元仿真模型构建

根据轴承结构尺寸与材料属性,在 ANSYS/ LS-DYNA 中建立轴承有限元模型,然后结合轴承健康状态

和实际运行工况(转速和负载),在有限元仿真软件中设置相应边界条件,模拟轴承的真实运动情况,获取轴承不同健康状态运行时的加速度仿真信号。

2) 源域数据集构建与模型预训练

首先,利用滑动窗口切片方式处理步骤1)中得到的轴承仿真数据,由此构建源域仿真数据样本集;然后,划分训练数据和测试数据,引入神经网络建立轴承故障诊断模型;最后,采用训练数据预训练所建网络模型,通过测试数据验证其有效性并保存模型参数。

3) 目标域数据集构建与迁移诊断

冻结预训练模型非全连接层的参数,利用目标域数据集进行全连接层参数微调,使模型适应目标域数据的诊断识别。根据面对的非理想数据情况,可按以下方式构建目标域数据集:(1)对于故障样本稀少情况,直接利用滑窗切片处理目标域信号,构建目标域平衡小样本数据集并用于模型微调;(2)对于故障样本稀少且部分缺失情况,首先利用仿真数据样本对缺失类样本进行填补,然后构建混合数据集进行模型微调。

3 实验研究

3.1 西储大学数据集实验

1) 实验数据描述

首先采用西储大学轴承实验数据构造目标域数据集,通过模拟非理想数据情况验证所提方法的有效性。该轴承实验台所研究的轴承型号为SKF6205-2RS,轴承结构和几何尺寸如图4(a)所示^[17]。采用布置在驱动端的加速度传感器采集振动数据,采样频率为12 kHz。本文选用转速为1 797 r/min,负载为0 hp工况下的包括正常(normal, Nor)、外圈故障(outer ring fault, ORF)、内圈故障(inner ring fault, IRF)3种轴承状态的轴承数据作为目标域数据,数据集中故障尺寸均包括0.18、0.36和0.54 mm(<https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>)。

2) 有限元仿真数据生成

根据图4(a)所示的轴承结构参数完成包含外圈、内圈、滚动体和保持架的轴承模型构建,并在内或外圈滚道分别植入与所选数据集一致的故障,进而利用ANSYS/LS-DYNA进行模拟分析。网格划分时,采用SOLID164单元划分轴承三维实体结构,同时在内圈的内表面和外圈的外表面,采用壳体单元SHELL163建立壳体,以方便施加固定约束、转速和负载等边界条件,由此建立滚动轴承有限元模型,图4(b)描述了所建轴承有限元模型及注入的故障。轴承的内圈、外圈、滚动体和保持架材料均为结构钢,其材料属性设置如下:密度 $\rho=7\,860\text{ kg/m}^3$,杨氏模量 $E=2.06\times 10^{11}\text{ Pa}$,泊松比 $\mu=0.3$ ^[17]。为模拟轴承真实运行情况,限制轴承外圈外表面壳体的所有自由度,并将壳体设为刚体,其余部分设为弹性体。

采用有限元模型获取仿真数据时,设置的工况应与所模拟目标域保持一致。因此,当前实验中有限元模型

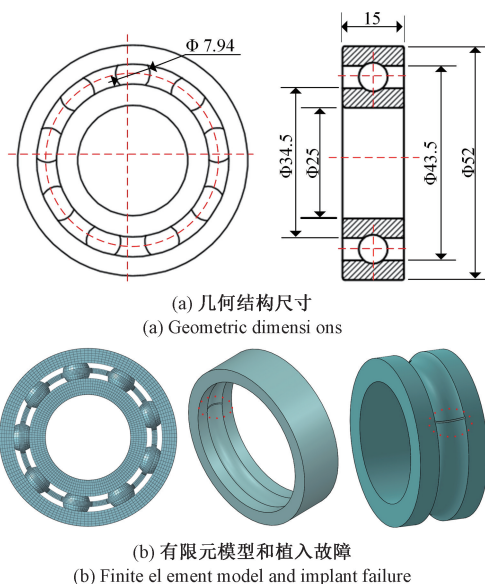


图4 SKF-6205 轴承结构尺寸与有限元模型

Fig. 4 Structure size and finite element model of SKF-6205 bearing

内圈内表面施加的转速为1 797 r/min。有限元模型中滚珠分别与内圈、外圈和保持架接触,共形成27组接触对。考虑到轴承在有润滑情况下,钢材料之间的静摩擦系数为 $[0.1\sim 0.2]$ 、动摩擦系数为 $[0.05\sim 0.1]$,因而根据经验将静摩擦系数与动摩擦系数分别设置为0.1和0.05^[18]。此外,衰减常数(decay constant)设置为0.001,阻尼系数设置为0.02^[16]。

图5描述了轴承在不同故障情况下的实验台数据和有限元仿真数据,从图5中可以看到在轴承内圈和外圈的不同故障程度情况下,实验数据与有限元仿真数据在时域上具有较高的相似性。

3) 故障样本稀少情况下的故障诊断

采用滑动窗口切片的方式处理源域有限元仿真数据与目标域实验台数据,窗口大小为2 048个点,滑动步长为38个点,得到单类样本数均为200的7类有限元仿真数据样本和实验台数据样本,此外本文所有数据集构造方式保持一致。

考虑一维卷积在提取时域信号故障特征方面的优势,本文构造3种卷积神经网络预训练模型以验证所提方法的效果,具体为宽卷积核深度卷积神经网络(wide convolutional kernel deep convolutional neural network, WDCNN)^[24]、引入残差连接模块的一维残差连接神经网络(one-dimensional residual connected neural network, 1D-ResNet)和引入密集连接模块的一维密集连接神经网络(one-dimensional dense connected neural network, 1D-DenseNet)。为避免预训练模型无法收敛情况的出现,

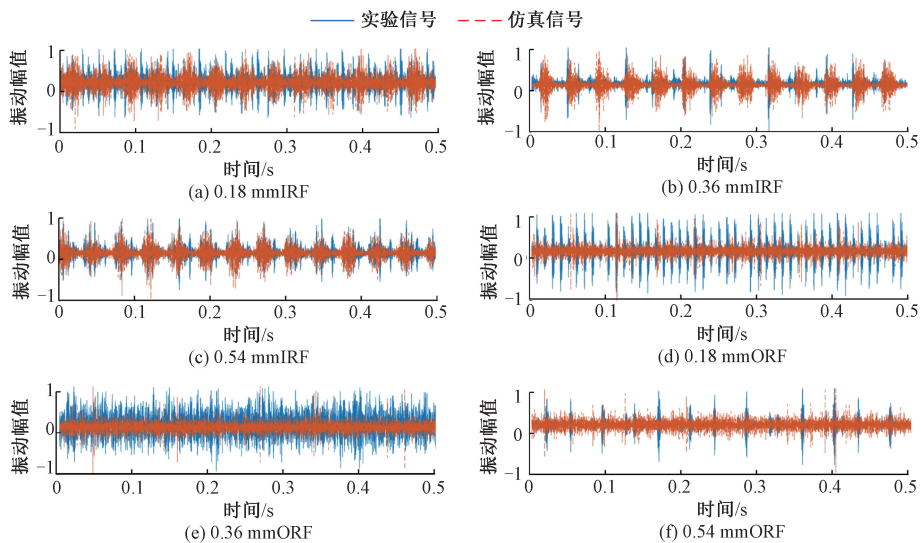


图 5 归一化后有限元模拟和实验测量的振动信号

Fig. 5 The vibration signals from FEM simulation and experimental measurement after normalization

所用模型均采用随机初始化方式,卷积层后使用 BN,并且全连接层后采用值为 0.3 的 dropout 操作。此外,模型训练 50 个 epoch,训练使用的初始学习率为 0.01 且每 10 个 epoch 衰减 10%。

迁移微调的学习率和 batch size 等参数对方法诊断效果具有一定影响。因此,选用单类 40 个真实样本构造验证集进行实验,以选择合适的微调学习率和 batch size。实验使用 WDCNN 模型,选用单类 160 个有限元仿真样本进行模型预训练。与此同时,选择单类 10 个真实样本用于迁移微调。实验结果如表 1 所示,可以看出:微调时的学习率与预训练保持一致可获得更高的诊断准确率,而增加 batch size 有利于迁移准确率提升以及微调时间的缩短。因此,本文后续实验中的模型迁移微调学习率设置为 0.01,batch size 为 128。

表 1 迁移微调过程的超参数选择

Table 1 Hyperparameter selection for fine-tune process of the transfer learning

参数类型	数值	其他参数	准确率 /%	标准差 /%	平均时间/s
学习率	0.1	batch size = 128	97.79	3.06	2.35
	0.01		99.15	1.22	2.11
	0.001		98.87	0.66	2.02
batch size	4	学习率 = 0.01	92.38	7.34	35.82
	16		98.53	1.85	9.94
	64		98.69	1.79	3.08
	128		99.08	1.33	2.03

在实验台数据样本中,随机选择特定数目的单类样本,构造样本稀少的目标域数据集,用于源模型的迁移微调。为验证所提方法的优势,并探究不同目标域样本数目的影响,分别选取单类 1、3、5、10、15 和 20 个样本微调迁移模型,剩余所有目标域样本验证迁移效果。图 6 描述了采用目标域稀少数据样本直接诊断和采用所提方法进行迁移诊断的实验结果,图例后缀 TL 表示采用本文所提方法。

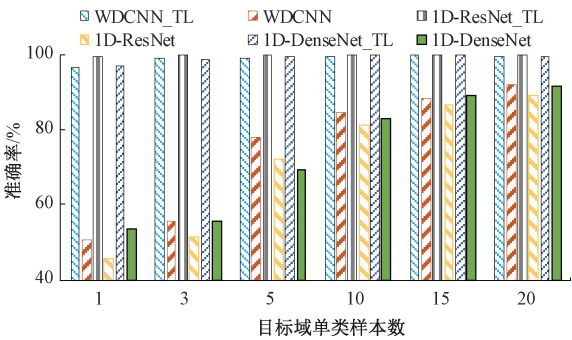


图 6 各预训练模型采用所提方法前后的诊断结果

Fig. 6 Diagnosis results for different pre-trained model before and after using the proposed method

图 6 结果显示,直接使用稀少目标域样本训练所得的模型诊断效果较差:在单类样本数量为 1 时,诊断准确率只有 53% 左右;当单类样本增加至 20 时,诊断准确率也仅为 90% 左右。然而采用所提方法后,各种情况下的诊断准确率都得到大幅提升:在单类故障样本数量为 1 时,诊断准确率能够达到 96.55% 以上,1D-ResNet 可达 99.69%,提升效果超过 43%;在单类样本数量为 20 时,所有诊断模型的准确率均接近 100%。可见,采用有限元仿真数据建立预训练模型,仅用极少实验数据迁移训练,

就可得到较高的故障诊断准确率,显著降低实验数据的采集成本及对实验台的依赖。

4) 故障样本稀少且部分缺失的故障诊断

实际工程中的非理想数据不仅存在故障样本稀少情况,还存在故障样本稀少且部分缺失情况,而所提有限元辅助迁移学习方法可以有效处理此类情况。因此,进一步开展故障样本稀少且部分缺失情况的实验,以验证所提方法在非理想数据中的性能。当故障样本缺失时,采用相同工况和健康状态的仿真数据增补缺失的故障类别,构建混合数据样本集并用于模型迁移诊断。实验中设置了 1、2 和 3 类故障样本缺失情况进行实验研究,具体如表 2 所示。

样本稀少且部分缺失实验中,设定稀少类故障样本数目为单类 10 个。表 3 列出采用所提迁移学习方法和直接采用混合数据集进行模型训练得到的诊断结果。可以看出,故障样本稀少且部分类别缺失时,虽然使用同类仿真数据进行填充,但直接采用填充后的混合数据所建

表 2 故障样本缺失实验信息
Table 2 Information of the missing fault sample experiments

类别数	缺失类与编号		
1	OR021	OR007	IR014
	A1	A2	A3
2	IR0007/OR021	IR007/IR021	OR007/OR021
	B1	B2	B3
3	OR014IR007	OR007/OR021	IR007/IR014
	/IR021	/IR014	/IR021
	C1	C2	C3

模型在缺失类别的诊断效果较差,所用 3 个诊断模型的平均故障诊断准确率仅为 79.3%。然而,采用所提出方法进行故障诊断时,在 1 类、2 类和 3 类缺失情况下诊断精度均有较大的提升,3 种模型的平均故障诊断准确率为 97.66%、93.53% 和 87.57%,平均提升了 14.4%、12.7% 和 13.6%。

表 3 故障样本稀少且部分缺失时各模型诊断准确率
Table 3 Diagnostic accuracy for different models when samples are scarce and partially missing

诊断模型	实验	1 类缺失准确率/%			2 类缺失准确率/%			3 类缺失准确率/%		
		A1	A2	A3	B1	B2	B3	C1	C2	C3
WDCNN	本文方法	97.18	98.50	97.34	99.05	97.53	99.03	98.48	97.71	94.16
	混合样本训练	72.31	83.12	81.54	82.89	83.57	82.71	81.47	78.22	80.20
1D-ResNet	本文方法	99.56	79.99	98.48	95.56	93.63	88.68	95.18	91.22	99.47
	混合样本训练	78.57	69.10	85.71	86.11	72.52	78.21	83.51	78.78	83.20
1D-DenseNet	本文方法	80.23	81.14	94.26	92.23	95.04	77.58	93.29	80.76	93.62
	混合样本训练	75.31	72.14	79.19	84.23	85.75	68.15	82.01	71.43	81.14

3.2 实验室数据集实验

1) 实验数据描述

进一步采用图 7 中实验室搭建的轴承实验台数据构造目标域数据集,验证非理想数据情况下所提方法的有效性。实验数据的采样频率为 30 kHz,转速 1 080 r/min,负载为 2 kN,实验研究的轴承型号与 3.1 节相同。实验数据包括正常、外圈故障、内圈故障 3 种轴承状态,故障轴承的尺寸均包括 0.2、0.3 和 0.6 mm。

2) 实验数据描述

实验室轴承试验台所研究的轴承型号与 3.1 节相同,因此在进行有限元模型构建时,材料与接触属性与 3.1 节一致,有限元模拟的轴承健康状态和工况则与实验相同。针对实验室数据集的故障样本稀少问题,采用与 3.1 节相同的实验设计方案,所得实验结果如图 8 所示,图中 TL 表示使用所提方法诊断。

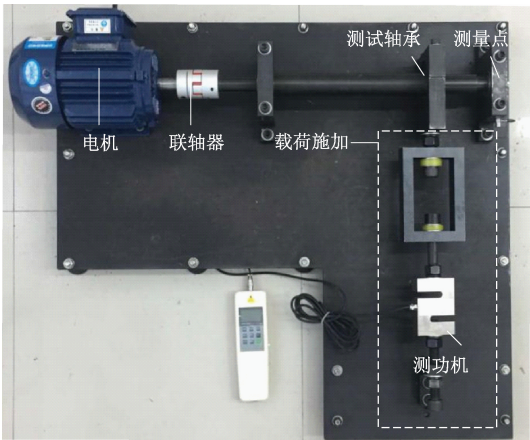


图 7 轴承实验台结构
Fig. 7 The basic structure of the bearing test platform

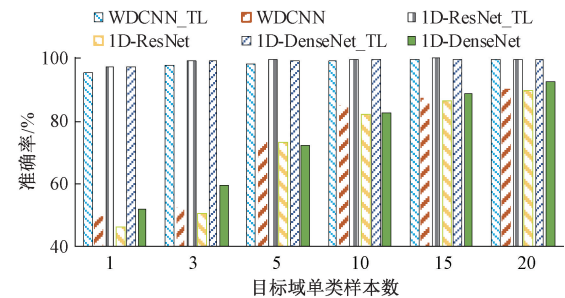


图 8 故障样本稀少时各模型诊断准确率

Fig. 8 Diagnosis accuracy of different models under less fault samples

由图 8 可知,直接采用稀少故障样本建模时,轴承故障诊断诊断准确率较低:单类故障样本数量为 1 时的诊断准确率仅为 50% 左右;单类故障样本数量为 20 时诊断准确率也仅在 90% 左右,诊断准确率随着实际故障样本数量增加而提高。在采用所提迁移学习方法后,单类故障样本数量为 1 时的诊断正确率超过 95.31%,提升效果达到 45% 以上,而在单类故障样本数量为 20 时的诊断正确率超过 99.58%,提升效果仍达到 7.3% 以上。

混淆矩阵可以直观地看出不同故障类型被错分的情况。针对单类故障样本数为 1 情况,图 9 描述了采用本文所提方法前后故障诊断分类结果混淆矩阵。可以看

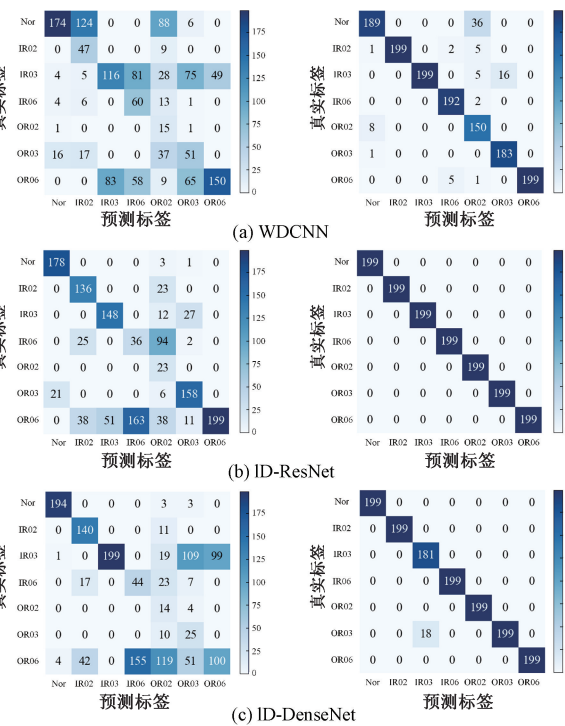


图 9 不同诊断模型使用所提方法前后的混淆矩阵

Fig. 9 The confusion matrixes for different diagnostic models before and after using the proposed method

出,直接采用稀少故障样本建立的模型中,3 种正常样本的分类基本准确,但是其余故障类别均出现大量误分类情况;而采用所提方法后,被错分的故障样本数目极少,且 1D-ResNet 中没有出现被错分的样本,表明本文所提方法能很好地适应样本极其稀少情况下的轴承故障诊断场景。

3) 故障样本稀少且部分缺失的故障诊断

针对故障样本缺失问题,采用与 3.1 节相同的实验方案,具体的轴承故障状态缺失情况如表 4 所示,相应的结果如表 5 所示。

表 4 故障样本缺失实验信息			
Table 4 Information of the missing fault sample experiments			
类别数	缺失类与编号		
1	OR06	OR02	IR03
	A1	A2	A3
2	IR02/OR06	IR02/IR06	OR02/OR06
	B1	B2	B3
3	OR02/OR06/IR03	OR02/OR03/OR06	IR02/IR03/IR06
	C1	C2	C3

由表 5 可知,在故障样本稀少且部分故障样本缺失情况下,采用仿真样本填充 1 类故障缺失时,使用填充样本集和使用稀少故障样本集直接建模时的诊断准确率相近,间接表明有限元模拟所得的仿真样本与实际故障样本相近。但是,采用填充样本集直接训练诊断模型时,所建 3 个模型的平均诊断准确率均低于 76%。然而,采用有限元辅助迁移诊断方法后,在 1、2 和 3 类故障缺失情况下,各模型的平均故障诊断准确率均超过 91.18%,相比直接诊断方法提升超 10.26%。

上述两个数据集实验结果表明,所提方法可以有效应对轴承的非理想数据情况。在面对故障样本稀少情况时,通过卷积神经网络直接诊断效果较差,多种样本稀少情况下均不超 90%,而使用所提方法后故障诊断准确率均超过 95%,提升效果超过 11%;在面对故障样本稀少且部分缺失情况时,直接利用混合样本所建模型的平均诊断准确率不超过 80%,而采用所提方法后平均准确率超过 90%,提升效果在 10% 以上。

4) 不同工况数据迁移诊断对比分析

采用有限元方法生成仿真数据,不仅可以减少常见迁移学习中对源域高成本实验数据的依赖,而且能够根据目标域工况和场景,主动控制生成更高质量的样本,以更好地促进深度学习诊断模型捕捉到更有效的特征,从而提升轴承故障诊断模型的精度。因此,本文引入两种实验台的其它工况数据集,通过构造不同类型的源域数据进行对比分析,表 6 列出相关的不同工况数据样本情况。

表 5 故障样本缺失情况诊断准确率

Table 5 Diagnostic accuracy of missing fault samples

%

诊断模型	实验	1 类缺失准确率			2 类缺失准确率			3 类缺失准确率		
		A1	A2	A3	B1	B2	B3	C1	C2	C3
WDCNN	本文方法	97.11	98.46	98.97	90.74	95.66	89.26	89.92	93.89	94.54
	混合样本训练	83.01	85.65	85.69	70.91	71.16	68.92	70.93	71.42	70.17
1D-ResNet	本文方法	97.04	96.28	85.77	93.41	92.21	85.27	92.87	91.06	90.31
	混合样本训练	85.71	85.18	75.44	71.14	70.18	68.79	65.54	71.13	66.38
1D-DenseNet	本文方法	98.82	85.09	96.95	96.31	84.82	81.95	94.31	89.91	92.47
	混合样本训练	85.71	79.31	86.69	71.89	65.38	28.56	14.28	14.28	14.28

表 6 不同工况数据集信息

Table 6 Dataset information under different working conditions

数据集	标号	工况	训练样本数
实验室有限元数据集	I	1 080 r/min/2 kN	160
实验室实验台数据集	II	1 080 r/min/2 kN	160
西储大学 0 hp 有限元数据集	III	1 797 r/min/0 hp	160
西储大学实验台 0 hp 数据集	IV	1 797 r/min/0 hp	160
西储大学实验台 1 hp 数据集	V	1 772 r/min/1 hp	160
西储大学实验台 3 hp 数据集	VI	1 730 r/min/3 hp	160

针对多种工况数据设定如下实验:采用源域数据建立预训练模型,目标域根据设定的故障样本稀少情况,分别选择单类 1、3、5 和 10 个样本用于微调迁移,采用剩余所有样本验证迁移模型的诊断精度。图 10 列出不同源域和目标域组合下的实验结果,图例数字代表了目标域数据的单类样本数目。

其中,除实验Ⅲ→Ⅳ和Ⅰ→Ⅱ使用与目标域相同工况下的仿真数据作为源域数据,其余实验源域数据为不同工况的实验台数据或有限元仿真数据。对比不同迁移诊断实验可知:在单类故障样本数仅为 1 时,不同工况实验数据集作为源域数据的迁移诊断准确率较低,大部分诊断准确率低于 90%;采用相同工况下有限元仿真数据作为源域数据集时,获得的迁移诊断准确率均可超过 95%,相较于采用不同工况实验数据作为源域数据时,WDCNN、1D-ResNet 和 1D-DenseNet 的诊断准确率平均提升 10.1%、4.7% 和 7.5%。此外,在目标域单类样本数为 10 时,各组实验条件下所建迁移学习模型的诊断准确率均超过 95%。但大部分情况下,采用相同工况仿真数据预训练模型时的迁移诊断精度,较采用其他工况数据预训练模型时仍可高出约 2%。上述对比实验结果表明:以相同工况下的仿真数据构建源域数据,相比直接采用

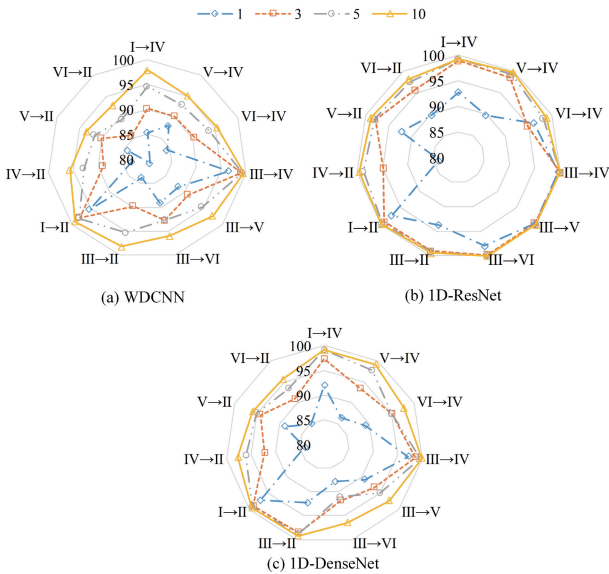


图 10 不同模型迁移诊断准确率

Fig. 10 Accuracy of transfer learning of different models

其他工况的实验台数据,更适合故障样本极其稀少的情况,能够有效提升此类情况下迁移诊断的准确率。

实验Ⅰ→Ⅳ和Ⅲ→Ⅱ的结果显示,采用不同工况下的仿真数据作为源域数据建立预训练模型,经迁移学习后模型的故障诊断精度,仍能相近于采用其他实验台数据作为源域数据时的诊断精度,表明通过有限元仿真获得的低成本数据可用于替代常用的实验数据。

此外,1D-ResNet 模型在不同迁移场景中的诊断效果优于其他模型且稳定性更好,表明残差连接模块能够更好地促进模型迁移时的域适应性。

综上所述,所提仿真数据辅助迁移诊断方法在故障样本稀少情况下可取得较好的诊断效果,仅用单类 1 个故障样本微调即可达 95% 以上的故障诊断准确率,且采用相同工况仿真数据作为源域数据时的迁移诊断精度,相较于以其他工况实验数据作为源域数据时平均提高约

7%。与此同时,所提方法可适用于故障稀少且部分类缺失情况,并且各类迁移诊断模型的平均准确率可以达到90%以上。因此,有限元仿真辅助迁移学习的诊断方法可以有效应对非理想数据情况带来的诊断准确率不足问题。

4 结 论

针对非理想数据情况导致的轴承故障诊断准确率较低的问题,本文提出了一种基于有限元模拟辅助迁移学习故障诊断方法,并通过两个数据集验证了方法的有效性,主要结论如下:

1) 利用有限元方法生成低成本仿真数据代替实验台数据,降低了传统迁移诊断对源域实验数据的依赖,且在单类目标域样本仅为1个的极限样本情况下,故障诊断准确率仍能达到95%以上。

2) 利用有限元仿真数据样本填补缺失故障样本的方式,可使模型迁移诊断不仅适用于样本稀少的场合,还可用于部分故障样本缺失的实际工程场景。本文实验中多类故障缺失时的平均诊断准确率可超过90%。

3) 所提方法采用相同工况下的仿真数据集作为源域数据,数据获取成本较低且仿真模型可控,相较于采用其它工况实验数据作为源域数据,同工况仿真数据所建预训练模型的迁移诊断准确率也更高,诊断准确率平均提高10%、4.7%和7.5%。

参考文献

[1] WANG Z, LIU Q X, CHEN H S, et al. A deformable CNN-DLSTM based transfer learning method for fault diagnosis of rolling bearing under multiple working conditions [J]. International Journal of Production Research, 2021, 59(16): 4811-4825.

[2] 罗宏林, 柏林, 侯东明, 等. 有限变工况特征迁移学习方法及其在高速列车轴箱轴承故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 132-145.

LUO H L, BO L, HOU D M, et al. A transfer learning method for bearing fault diagnosis under finite variable working conditions and its application in train axle-box bearings fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 132-145.

[3] HE T, ZHU S, WANG H, et al. The diagnosis of satellite flywheel bearing cage fault based on two-step clustering of multiple acoustic parameters [J].

Measurement, 2022, 201:111683.

- [4] PHAM M T, KIM J M, KIM C H. Rolling bearing fault diagnosis based on improved GAN and 2-D representation of acoustic emission signals [J]. IEEE Access, 2022, 10: 78056-78069.
- [5] ALI J B, FNAIECH N, SAIDI L, et al. Application of empirical mode decomposition and artificial neural network for automatic bearing fault diagnosis based on vibration signals [J]. Applied Acoustics, 2015, 89: 16-27.
- [6] GOYAL D, CHOUDHARY A, PABLA B S, et al. Support vector machines based non-contact fault diagnosis system for bearings [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31: 1275-1289.
- [7] PANDYA D H, UPADHYAY S H, HARSHA S P. Fault diagnosis of rolling element bearing with intrinsic mode function of acoustic emission data using APF-KNN [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(10): 4137-4145.
- [8] 张昌凡, 刘佳峰, 何静, 等. 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 61-67.
- ZHANG CH F, LIU J F, HE J, et al. Improved CNN-BiGRU method for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 61-67.
- [9] LEE C Y, LE T A. Identifying faults of rolling element based on persistence spectrum and convolutional neural network with Resnet structure [J]. IEEE Access, 2021, 9: 78241-78252.
- [10] TANG J, WU J, QING J. A feature learning method for rotating machinery fault diagnosis via mixed pooling deep belief network and wavelet transform [J]. Results in Physics, 2022, 39: 105781.
- [11] REFAEL R, HERMANA M, HOSSAIN M T, et al. Optimization of amplitude versus offset attributes for lithology and hydrocarbon indicators using recurrent neural network [J]. Natural Resources Research, 2022: 2505-2522.
- [12] 梁浩鹏, 曹洁, 赵小强. 基于GADF和PAM-Resnet的旋转机械小样本故障诊断方法[J]. 控制与决策,

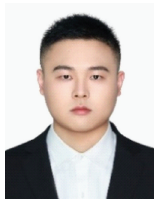
- 2022; 1-8.
- LIANG H P, CAO J, ZHAO X Q. Small sample fault diagnosis method for rotating machinery based on GADF and PAM-Resnet[J]. Control and Decision, 2022; 1-8.
- [13] SHAO S Y, WANG P, YAN R Q. Generative adversarial networks for data augmentation in machine fault diagnosis[J]. Computers in Industry, 2019, 106: 85-93.
- [14] 张西宁, 余迪, 刘书语. 基于迁移学习的小样本轴承故障诊断方法研究[J]. 西安交通大学学报, 2021(55): 30-37.
- ZHANG X N, YU D, LIU SH Y. Research on fault diagnosis method of small sample bearing based on transfer learning [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021(55): 30-37.
- [15] SINGH S, KÖPKE U G, HOWARD C Q, et al. Analyses of contact forces and vibration response for a defective rolling element bearing using an explicit dynamics finite element model[J]. Journal of Sound and Vibration, 2014, 333(21): 5356-5377.
- [16] LIU X Y, HUANG H Z, XIANG J W. A personalized diagnosis method to detect faults in a bearing based on acceleration sensors and an FEM simulation driving support vector machine[J]. Sensors, 2020, 20(2): 420.
- [17] GAO Y, LIU X Y, XIANG J W. FEM simulation-based generative adversarial networks to detect bearing faults[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4961-4971.
- [18] 张刚, 梁松, 张义民. 滚动轴承的动力学仿真分析[J]. 机械设计与制造, 2013(9): 32-34, 38.
- ZHANG G, LIANG S, ZHANG Y M. The dynamics simulation of the rolling bearing[J]. Machinery Design and Manufacture, 2013(9): 32-34, 38.
- [19] 王晋东, 陈益强. 迁移学习导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021.
- WANG J D, CHEN Y Q. Introduction to transfer learning[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2021.
- [20] BUGLIARELLO E, COTTERELL R, OKAZAKI N, et al. Multimodal pretraining unmasked: A meta-analysis and a unified framework of vision-and-language BERTs[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2021, 9: 978-994.
- [21] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]. International Conference on Learning Representations, Santiago, Chile, 2014: 1409-556.
- [22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016: 770-778.
- [23] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, HI, USA, 2017: 2261-2269.
- [24] ZHANG W, LI C H, PENG G L, et al. A deep convolutional neural network with new training methods for bearing fault diagnosis under noisy environment and different working load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 439-453.

作者简介



苗建国(通信作者), 分别在2014年、2017和2022年于四川大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为设备故障诊断和健康评估。
E-mail: jiangnomiao1992@163.com

Miao Jianguo (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc. and Ph.D. degrees all from Sichuan University in 2014, 2017 and 2022, respectively. He is currently a lecturer at College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.



李茂银, 在2020年于重庆邮电大学先进制造学院获得学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为设备故障诊断和健康评估。
E-mail: limayin_lmy@163.com

Li Maoyin received his B.Sc. degree from College of Advanced Manufacturing Engineering at Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2020. He is currently a master student at Chongqing University of Posts and Telecom-

munications. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.



邓聪颖, 分别在 2012 年和 2016 年于四川大学获得理学学士和博士学位, 现任重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为机床动力学和设备故障诊断。

E-mail: dengcy@cqupt.edu.cn

Deng Congying received her B. Sc. and Ph. D. degree both from Sichuan University in 2012 and 2016, respectively. She is currently an associate professor and a master advisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the machine tool dynamics and equipment fault diagnosis.



何明格, 2008 年于陕西科技大学获得理学学士学位, 2011 年于四川大学获得博士学位, 现任中国石油川庆钻探工程有限公司高级工程师, 主要研究方向为流体动力学和智能完井。

E-mail: hemingge@cnpc.com.cn

He Mingge received his B. Sc. degree from Shaanxi University of Science & Technology in 2008, and received his Ph. D. degree from Sichuan University in 2011. He is currently a senior engineer working in CNPC Chuanqing Drilling Engineering Company Limited. His main research interests include the fluid dynamics and intelligent well completion



苗强, 分别在 1998 年、2001 年于北京航空航天大学获得学士学位、硕士学位, 2005 年于多伦多大学获得博士学位, 现为四川大学电气工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为重大装备故障诊断、健康评估以及可靠性研究。

E-mail: mqiang@scu.edu.cn

Miao Qiang received his B. Sc., and M. Sc. degrees both from Beihang University in 1998 and 2001, respectively, and received his Ph. D. degree from University of Toronto in 2005. He is currently a professor at College of Electrical Engineering, Sichuan University. His main research interests include equipment fault diagnosis, health assessment and reliability.