

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104463

小样本下滚动轴承故障的多源域迁移诊断方法^{*}

陈保家^{1,2} 陈学力³ 肖文荣¹ 陈法法^{1,2} 肖能齐¹ 刘 强¹

(1. 三峡大学水电机械设备设计与维护湖北省重点实验室 宜昌 443002; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室
重庆 400030; 3. 三峡大学机械与动力学院 宜昌 443002)

摘 要:为了减小神经网络在机械设备故障预示与健康管理的(PHM)过程中对大量完备数据的依赖,针对数据稀少情况下的滚动轴承故障诊断问题,提出了一种多源域迁移学习方法。模型采用一维卷积神经网络(1D-CNN),以原始振动信号作为模型的输入,利用两个不同的源域数据依次对模型进行预训练,使用目标域数据对预训练模型进行微调,提高对目标域的识别精度。采用频响实验台实测数据及西储大学数据集,在目标域故障样本不足的情况下分别对模型的分类精度、训练速度、结果稳定性、多源域有效性进行验证,并与卷积神经网络(CNN)、迁移成分分析(TCA)、联合分布适配(JDA)、支持向量机(SVM)的诊断结果进行对比。实验结果表明,在故障数据稀少时,模型能达到较高的分类精度,在目标域样本数量不同的3种情况下,多源域迁移方法分类精度分别达到了97.71%、96.28%、94.18%,并且模型有着较快的收敛速度,较好的稳定性。

关键词:多源域迁移学习;卷积神经网络;滚动轴承;故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Multi-source domain transfer diagnosis method for rolling bearing faults under small samples

Chen Baojia^{1,2} Chen Xueli³ Xiao Wenrong¹ Chen Fafa^{1,2} Xiao Nengqi¹ Liu Qiang¹

(1. Hubei Key Laboratory of Hydroelectric Machinery Design & Maintenance, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 3. College of Mechanical and Power Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract:In order to reduce the dependence of neural network on a large number of complete data in the process of mechanical equipment fault prediction and health management (PHM). To solve the problem of rolling bearing fault diagnosis with scarce data, a multi-source domain transfer learning method is proposed. The model uses one-dimensional convolution neural network, takes the original vibration signal as the input of the model, uses two different source domains data to pre-train the model, and uses the target domain data to fine-tune the pre-training model to improve the recognition accuracy of the target domain. Using the measured data of the machinery fault simulator of spectra quest and the bearing data sets of Case Western Reserve University, in the case of few fault samples in the target domain, the classification accuracy, training speed, result stability and multi-source domain effectiveness of the model are verified respectively, and the results of migration diagnosis were compared with those of CNN, TCA JDA and SVM. The results show that the model can achieve higher classification accuracy when the fault data is scarce. In the case of the number of samples in the three target domains, the classification accuracy of the multi-source domain migration method reaches 97.71%, 96.28% and 94.18%, respectively. The model has fast convergence speed and good stability.

Keywords:multi-source domain transfer learning; convolution neural network; rolling bearing; fault diagnosis

0 引言

随着计算能力的提高,以及神经网络深层结构训练方法的提出,深度学习方法发展迅速,并在机械故障诊断领域应用频繁。经典的网络结构中,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、堆栈自编码器(stacked autoencoder, SAE)、深度置信网络(deep belief network, DBN)、和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等在许多领域表现优异^[1]。深度学习方法能够自适应提取信号特征,不再依赖人工经验和领域内的专家知识,并且在应用场景发生变化时有较好的灵活性^[2]。

深度学习理论在机械设备故障预示与健康管理中取得良好效果的一个重要前提是拥有充足完备的数据。然而,机械设备绝大多数时间内都处于正常状态,运行过程中很少发生故障^[1]。因此,从机械装备上采集的数据中正常状态样本数据较为丰富,而各种故障状态样本数据相对稀少,甚至完全没有^[3]。迁移学习的出现为解决数据稀少问题提供了一条有效途径。

数据挖掘和机器学习技术应用于许多工程领域,其取得优于传统方法的效果的前提是数据之间有着相同的分布,即训练数据和测试数据有着相同的特征空间和特征分布。然而,在工程实际中,收集数据较为困难,在这种情况下,许多研究人员提出了迁移学习方法,从与目标域相似的源域数据中学习相关的知识,然后基于这些知识实现对目标域的识别和预测任务^[4]。在故障诊断领域,迁移学习也越来越受到学者的关注。康守强等^[5]利用变分模态分解(VMD)对滚动轴承的故障信号进行分解,得到一系列的固有模态函数,对其构成的矩阵进行奇异值分解,并结合信号的时域和频域特征构成特征集,然后结合迁移成分分析(TCA)和支持向量机(SVM)完成对滚动轴承的变工况故障诊断。陈超等^[6]利用递归定量分析提取轴承故障的非线性特征,并将其与传统时域特征相结合,然后将目标数据和辅助数据同时输入改进的最小二乘支持向量机中进行分类。Xu等^[7]提出一种迁移卷积神经网络在线故障诊断方法,利用历史数据训练多个浅层CNN,将其迁移到深层CNN的浅层,然后使用新数据对网络进行调整。Li等^[8]提出一种迁移学习方法,利用源域数据对模型进行预训练,然后使用目标数据对模型进行微调,并使用不同工况、不同部件的数据进行了验证。

上述研究成果通过引入与目标域数据相似但不相同的辅助数据,有效提高了模型对目标域的识别精度,但现有的深度迁移故障诊断方法仍存在一些局限性:1)将传统特征提取方法与神经网络进行结合,虽取得了较好的

诊断效果,但因人工的参与,诊断过程易受到不确定性的影响,且没有发挥神经网络“自我学习”的优势;2)对于机械设备的历史数据,不仅与目标域存在分布差异,而且获取历史数据与获取目标域数据同样困难,一般情况下,历史数据中故障数据同样稀少;3)多数迁移诊断方法仅使用单一源域进行迁移,因此,其诊断效果很大程度取决于源域与目标域的相似程度,不同源域的特征空间与目标域的特征空间具有不同的重合部分,因此使用多个源域可以提供更多的有效信息,以更好的完成目标域的诊断工作。基于上述分析本文提出了一种基于一维卷积神经网络(1D-CNN)的多源域迁移学习滚动轴承故障诊断方法,直接将原始振动信号作为模型的输入以减小人工选择特征对诊断结果的影响,使用两个源域数据集对模型进行预训练,为了使模型更好的适应目标域,先使用与目标域差异较大的源域训练模型,后使用与目标域相差较小的源域进行训练,然后使用目标域训练数据对模型进行微调,最后使用目标域测试集数据对模型分类精度进行测试。在模型中添加批量归一化(batch normalization, BN)、Dropout、L2正则化等模型优化技术以提升模型的泛化能力^[9]。

1 理论基础

1.1 卷积层与池化层

卷积层由若干个一定大小的卷积核组成,卷积核通过如式(1)的卷积运算从输入信号中提取特征。为了解决复杂的非线性问题,卷积层提取的特征经过激活函数的转化加入非线性因素得到新的特征。本文中采用ReLU激活函数,计算公式如式(2)所示。通常在卷积层之后会得到维度很大的特征,在池化层(下采样层)特征被划分成多个区域,分别取其中的最大值或平均值,得到新的、小维度的特征。本文采用最大值池化方法,计算公式如式(3)所示。

$$\mathbf{x}_j^l = f\left(\sum_{i=1}^{n_l} \mathbf{x}_i^{l-1} * \mathbf{k}_j^l + \mathbf{b}_j^l\right) \quad (1)$$

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

$$\mathbf{x}_j^l = f(\text{down}(\mathbf{x}_j^{l-1}) + \mathbf{b}_j^l) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_j^l$ 为第 l 层第 j 个卷积核的输出特征向量; $\mathbf{x}_j^{l-1}$ 为第 $l-1$ 层第 j 个卷积核的输出特征向量; n_l 为第 $l-1$ 层的输出特征数目; $\mathbf{k}_j^l$ 为第 l 层的第 j 个卷积核; $\mathbf{b}_j^l$ 为第 l 层第 j 个卷积核的偏置项; x 为输入特征值; $\text{down}(\cdot)$ 为池化函数。

1.2 全连接层与 Softmax 分类器

全连接层中每个神经元与其上一层所有的神经元均有连接,卷积层和池化层输出的多维特征在全连接层展

平为一维特征,实现局部特征的全局信息整合。最后一个全连接层将特征输入到神经元数量与数据类别数目相同的 Softmax 分类器中进行分类^[10]。Softmax 函数将多维的向量映射为另一个多维向量,其中映射后的向量中的每个元素值都在(0,1),且其和为 1,其中最大的元素即为预测结果。

1.3 模型目标函数与训练算法

在监督学习中,引入损失函数来评价模型预测值与真实值的一致性,本文中使用交叉熵损失函数,表示如下:

$$e_{\text{loss}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \hat{y}_i) \quad (4)$$

式中: e_{loss} 为损失函数值; N 为数据类别; y_i 为第 i 个类别的真实值; $\hat{y}_i$ 为第 i 个类别的预测值。

Adadelta 优化算法^[11]是一种学习率自适应优化算法,通过历史梯度对学习率进行修改,对低频的参数做较大的更新,对高频的参数做较小的更新,适用于处理稀疏的数据。

1.4 模型优化技术

模型的训练和预测速度由计算复杂度决定,计算复杂度越高,模型前向运算耗费的时间也就越多;模型的参数数量决定了模型的空间复杂度,空间复杂度越高,其特征拟合能力越强。

为了减小模型复杂度,增强模型的泛化能力,引入 BN、Dropout 层和 L2 正则化。在卷积层之后加入 BN 层^[12],通过一定的规范化手段,将卷积层的输出限制在均值为 0 方差为 1 的标准正态分布。经过 BN 层后,激活输入值落在对输入比较敏感的区域,使得梯度变大,避免了梯度消失的问题,有效加快模型训练速度。在全连接层之后加入 Dropout 层^[13],即随机使一定比例的神经元暂时失效,增加模型稀疏性,有效提高模型泛化能力。通过 L2 正则化对模型参数进行约束,能在训练过程中降低模型复杂度和不稳定程度。

1.5 迁移诊断问题描述

假设在实验室环境中,通过机械设备故障模拟实验获得丰富的源域数据集 $D^s = \{x_i^s, y_i^s\}_{i=1}^{n_s}$,以及在工程实际中获得有限的目标域数据集 $D^t = \{x_i^t, y_i^t\}_{i=1}^{n_t}$ 。其中 x_i^s 为源域中第 i 个数据样本, y_i^s 为源域中第 i 个数据样本的标签信息, n_s 为源域中数据样本的个数, x_i^t 为目标域中第 i 个数据样本, y_i^t 为目标域中第 i 个数据样本的标签信息, n_t 为目标域中数据样本的个数,根据迁移学习应用场景, n_t 应远小于 n_s 。由于机械设备及其服役环境、作业工况、设备规格型号和操作条件等均有不同,故源域和目标域数据的分布情况有较大差异,从统计学角度可描述为:源域和目标域数据服从不同的边缘概率分布^[14]。

迁移学习使用源域 D^s 中充足丰富的数据样本对模型进行预训练,训练完成后得到的模型参数作为目标域模型的初始化参数,然后使用目标域 D^t 中有限的的数据样本对模型进行微调,以减小源域与目标域之间的分布差异,使模型更好的适应目标域数据^[15]。

2 实验过程

2.1 CNN 结构设计

为了增强模型的泛化能力,提升所提取特征的稀疏性,本文设计网络结构为两层的 CNN^[16]。在卷积层中通过多个卷积核提取更多的有效特征,同时,为了避免冗余的计算,并压缩模型的参数以减小模型复杂度,卷积核的数量和大小逐层减小。对于一维振动信号,为了获取丰富的感受野,更好的提取信号的全局特征,第 1 层卷积层采用大尺寸卷积核^[17],具体参数如表 1 所示,模型结构如图 1 所示。

表 1 模型结构
Table 1 Model structure

网络层	卷积核数量及大小	步长	网络层输出
卷积 1	32×100	5	32×80
池化 1	32×2	2	32×40
卷积 2	16×3	2	16×40
池化 2	16×2	2	16×20
全连接	100	—	100
Softmax	4	—	4

2.2 数据预处理

原始信号数据是一条很长的一维数据,为了更好的利用有限的的数据,从有限的的数据中获得尽可能多的训练样本,对目标域训练集中的故障数据进行重叠采样^[3]。按照一定步长移动采样窗口,可以从有限的的数据中获得更多的数据样本,采样后相邻的样本中包含重叠部分,通过这种方法既获得了较多的数据样本,也保证了数据样本的多样性,重叠采样方式如图 2 所示,重叠长度为 200。

2.3 多源域预训练

使用第 1 个源域原始振动数据对模型进行预训练,得到模型的各初始参数,并将其迁移到第 2 个源域,同样使用原始振动数据进行训练,得到最后的预训练模型。

2.4 模型参数迁移

以预训练模型的参数作为目标域模型的初始化参数,然后使用经过数据预处理的目标域训练数据对模型参数进行调整,调整方式分为调整全部层及调整全连接层两种。最后使用目标域测试数据对模型进行测试,验证模型是否对目标域有着良好的分类能力。

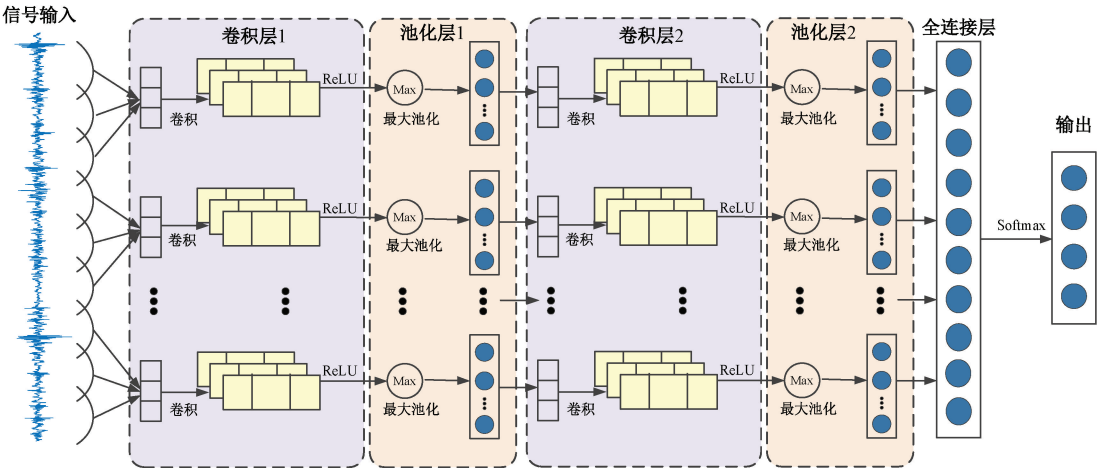


图 1 模型结构示意图
Fig. 1 Schematic diagram of model structure

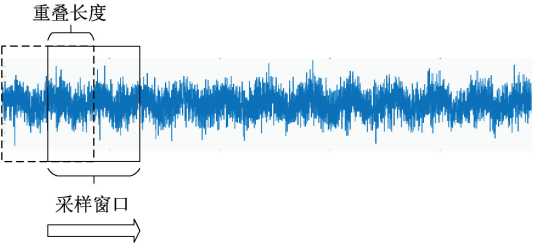


图 2 重叠采样示意图
Fig. 2 Overlapping sampling diagram

3 诊断实例

3.1 数据集描述

为验证提出方法的有效性,本文使用两个数据集进行验证,一为西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)的滚动轴承数据集^[18],一为使用美国频询公司(apectra quest, SQ)的机械故障综合模拟实验台 MFS2010 采集的滚动轴承数据集。

在 CWRU 滚动轴承数据集中,通过电火花加工单点损伤故障轴承,故障类型包括内圈、外圈、滚动体故障,故障直径为 0.18 mm。在 1 730 r/min 的转速,3 hp(1 hp≈0.746 kW)的载荷下,使用加速度传感器测得振动信号,采样频率为 12 kHz,传感器放置在实验台风扇端轴承座上方。包含正常轴承数据在内的 4 种类型数据分别取 100 000 个点,将数据分割成长度为 400 的数据样本,共 1 000 个样本。CWRU 故障模拟实验台如图 3 所示,4 种状态的滚动轴承如图 4 所示。

在 SQ 滚动轴承数据集中,传感器采用 PCB352C33 单轴振动加速度传感器,分别安装在试验轴承的水平方向和垂直方向进行同步数据采集,采样频率为 20 480 Hz。轴承故障类型包括内圈、外圈、滚动体故障。

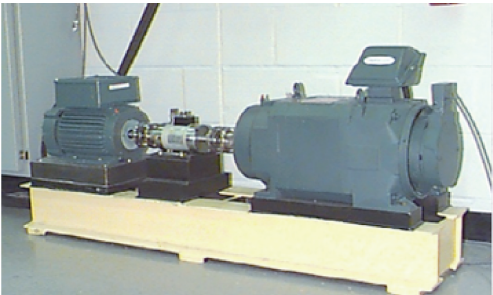


图 3 CWRU 机械故障模拟实验台
Fig. 3 Mechanical fault simulator of CWRU

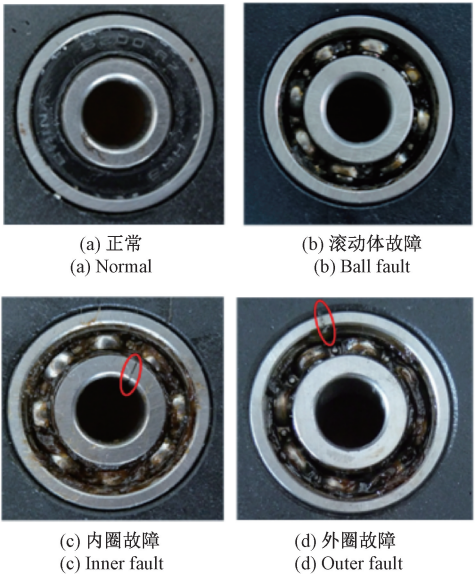


图 4 CWRU 数据集 4 种状态轴承
Fig. 4 Four different types of fault bearings of CWRU dataset

转速为 1 200 r/min、载荷为轻载情况为工况 I;转速为

1 600 r/min,载荷为重载情况为工况Ⅱ。轻载工况通过在实验台转轴上安装铝制转子 1 和铝制转子 2 模拟;重载工况通过在实验台转轴上安装铝制转子 1 和轴承装载机模拟,不同加载情况的 SQ 机械故障模拟实验台如图 5 所示,铝制转子和轴承装载机参数如表 2 所示,四种状态的滚动轴承如图 6 所示。本文采用布置在水平方向上的传感器测得的数据进行分析。对于工况Ⅰ,包含正常轴承数据在内的 4 种类型数据分别取 100 000 个点,将数据分割成长度为 400 的数据样本,共 1 000 个样本。工况Ⅱ数据分为训练集与测试集,均分割为长度为 400 的数据样本。训练集中正常状态数据取 100 000 个点,分割为 250 个样本,每类故障状态数据取相同的点数,点数包含 2 000、4 000、6 000 三种情况,经过重叠采样后分别得到样本数分别为 9、19、29;测试集中 4 种状态的数据各取 40 000 个点,分割后总共得到 400 个样本。

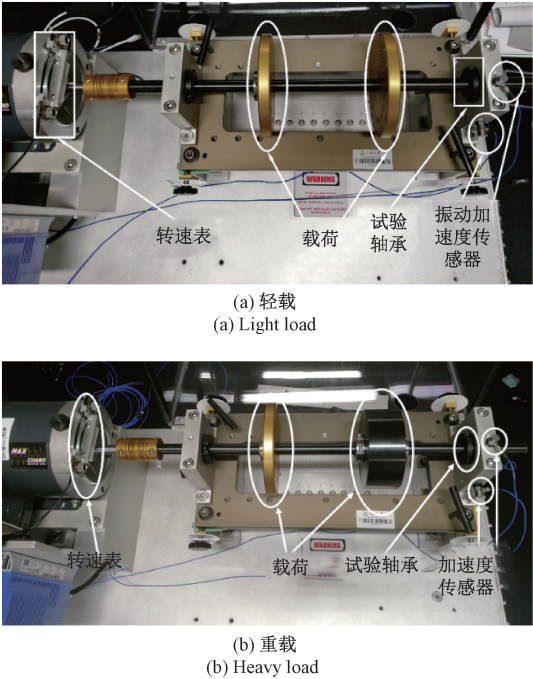


图 5 SQ 机械故障综合模拟实验台
Fig. 5 Mechanical fault simulator of SQ

本文使用 CWRU 的滚动轴承数据集作为源域 1, SQ 轴承数据集中工况Ⅰ的数据作为源域 2, 工况Ⅱ的数据作为目标域,数据详细情况如表 3~5 所示。

表 2 负载元件参数

元件	厚度/mm	直径/mm	质量/kg
铝制转子 1	16	126	0.65
铝制转子 2	16	126	0.5
轴承装载机	51	152	5

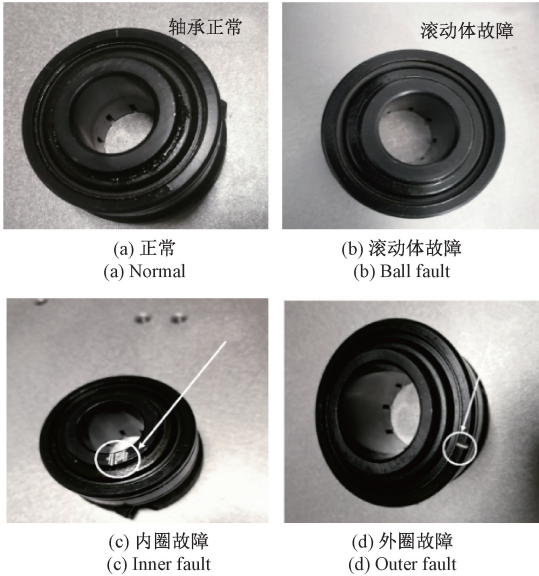


图 6 SQ 数据集 4 种状态轴承
Fig. 6 Four different types of fault bearings of SQ dataset

表 3 源域数据描述

Table 3 Description of source domain data set						
源域	实验环境	转速/ (r · min ⁻¹)	载荷	样本数	样本点数	轴承状态数
1	CWRU	1 730	3 hp	1 000	400	4
2	SQ	1 200	轻载	1 000	400	4

表 4 目标域训练集数据描述

Table 4 Description of target domain training data set						
类型	轴承状态	转速/ (r · min ⁻¹)	载荷	样本数	数据增强后样本数	样本点数
1	正常	1 600	重载	250	250	400
2	滚动体故障	1 600	重载	15/10/5	29/19/9	400
3	内圈故障	1 600	重载	15/10/5	29/19/9	400
4	外圈故障	1 600	重载	15/10/5	29/19/9	400

表 5 目标域测试集数据详情

Table 5 Description of target domain test data set					
类型	轴承状态	转速/ (r · min ⁻¹)	载荷	样本数	样本点数
1	正常	1 600	重载	100	400
2	滚动体故障	1 600	重载	100	400
3	内圈故障	1 600	重载	100	400
4	外圈故障	1 600	重载	100	400

3.2 实验结果

实验计算使用 Google 公司的 Tensorflow 框架,使用 Python 语言编程,计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-7500 CPU @ 3.40 GHz,8 GB 运行内存。

根据表 1 参数搭建模型,使用交叉熵损失函数、Adadelata 优化器及 Softmax 分类器,超参数设置为:学习率为 0.000 1,Dropout 系数为 0.5,L2 正则化系数为 0.000 1,每次训练输入 5 个样本。使用两个源域进行多源域迁移,然后使用目标域训练集数据对模型进行调整,其中目标域训练集每类故障样本数为 15,为减小分类结果的随机误差,最终结果取连续 10 次实验的平均值。多源域迁移诊断方法包含调整全部层参数方式(fine-tune-1)与调整全连接层参数方式(fine-tune-2),其对目标域测试集的诊断精度分别为 97.71%和 97.50%,根据试验结果可知,即使在训练数据不足的情况下,提出方法仍能在滚动轴承的故障诊断中取得较高的识别精度。

为验证本文提出方法优势,对比分析了提出方法与其他 4 种方法的诊断结果,如图 7 所示。

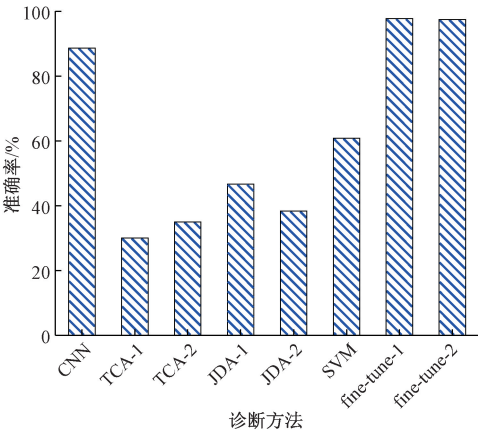


图 7 迁移诊断结果对比
Fig. 7 Comparison of transfer diagnosis results

1) 普通 CNN,该方法与所提方法具有相同的网络结构,但仅在目标域上进行训练和测试。使用与所提方法相同的数据,该方法对滚动轴承的健康状态的识别精度为 88.70%,由于训练数据量不足,CNN 无法的得到充分的训练,因此该方法的诊断精度不高。

2) 文献[19]提出的 TCA 方法将不同域的数据降维映射到同一特征空间中,并在此空间内最小化两个域的特征之间的分布距离。使用源域 1 进行迁移(TCA-1)与使用源域 2 进行迁移(TCA-2)对目标域训练集的诊断精度分别为 30.00%和 35.00%,TCA 方法不具备深层网络强大的特征提取能力,因此使用不同源域进行迁移诊断的识别精度均较低。

3) 文献[20]提出的联合分布适配方法(joint distribution adaptation, JDA)同时适配不同域的条件分布与边缘分布,将其规划到一个优化目标内。使用源域 1 进行迁移(JDA-1)与使用源域 2 进行迁移(JDA-2)对目标域训练集的诊断精度分别为 46.66%和 38.33%,JDA

方法同样不具备提取深层特征的能力,但由于其联合适配特点,其诊断精度较高于 TCA 方法,但仍低于普通 CNN 方法的诊断精度。

4)SVM^[21]。SVM 将输入特征映射到一个高位特征空间中,然后寻找最优超平面将样本划分开,该方法的优点是能够处理小样本、非线性、高维数的问题。使用目标域训练集数据进行训练,目标域测试集数据测试诊断精度,模型取得了 60.83%的分类准确率,与多源域迁移诊断方法的结果相差较大。

4 方法分析

4.1 数据稀疏性验证

为验证方法在小样本情况下的滚动轴承诊断能力,减少目标域训练集的样本数,在 3 种样本数量的情况下进行多源域迁移故障诊断,诊断结果如图 8 所示。调整全部层及调整全连接层两种方式下,目标域训练集每类故障样本数为 10 时,诊断精度分别为 96.28%和 96.40%;每类故障样本数为 5 时,诊断精度仍能达到 94.18%和 93.65%。证明所提方法在数据量稀少条件下仍能准确的实现对滚动轴承健康状态的诊断分类。如表 6 所示,3 种样本数量情况下两种调整方式在目标域的训练时间分别为 25.15、23.36、21.52 和 24.67、23.36、21.03 s。整体来看,调整全部层方式分类精度略好,调整全连接层方式训练时间较短。

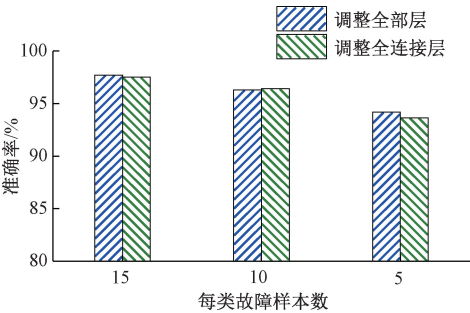


图 8 多源域迁移学习故障诊断结果
Fig. 8 Fault diagnosis results of multi-source domain migration learning

表 6 目标域训练时间			
Table 6 Target domain training time (s)			
样本数	15	10	5
调整全部层	25.15	23.36	21.52
调整全连接层	24.67	23.36	21.03

4.2 训练过程分析

在目标域训练集故障样本数不同的 3 种情况下,未

进行迁移与两种调整方式下的多源域迁移的准确率及损失值的变化曲线如图 9 所示,其中每个子图左侧 y 轴坐标代表准确率,右侧 y 轴坐标代表损失值,x 轴坐标代表训练次数。根据图 9 调整全部层和调整全连接层两种方式下的多源域迁移方法对目标域测试集的分类精度明显高于未进行迁移情况下对目标域测试集的分类精度。由于数据量的稀缺,未进行迁移情况下,使用目标数据集对模型进行训练时出现了严重的过拟合现象,训练集和

测试集的准确率及损失值差距非常大,且损失函数的收敛效果较差,而两种调整方式下的多源域迁移方法均有效较小的过拟合现象,多源域迁移方法能够提升模型的收敛效果,与未进行迁移情况相比,经过迁移后,测试集的准确率和损失值波动明显较小。多源域迁移方法能够加快模型收敛速度,未进行迁移时,测试集损失函数训练到 20 次时才接近收敛,进行多源域迁移后,损失函数在训练 5 次时就基本收敛了。

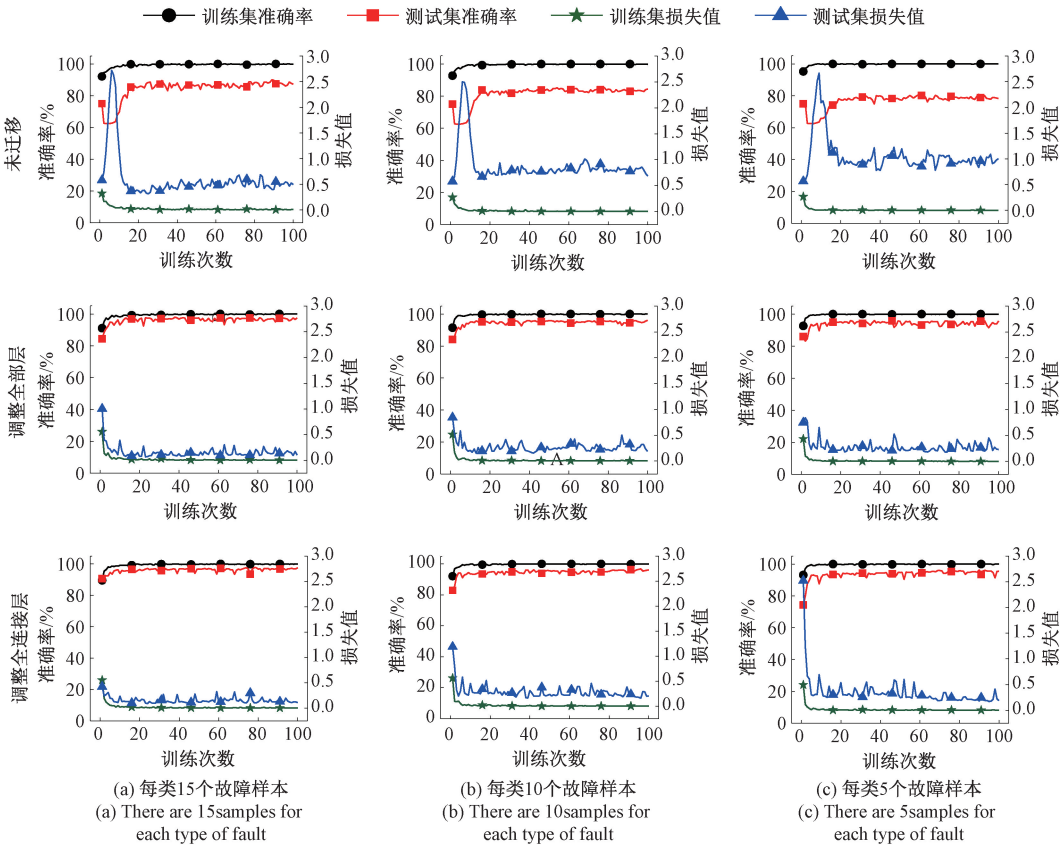


图 9 模型训练过程准确率与损失值变化曲线

Fig. 9 Comparison of accuracy and loss value in the process of model training

4.3 数据增强验证

为验证数据重叠采样的有效性,在同样进行多源域迁移的条件下,在两种调整方式,3 种样本数量的情况下,将使用和未使用数据重叠采样的结果进行比较,结果如图 10 所示。

根据图 10 可知,3 种样本数量情况下,调整全部层时,未进行数据重叠采样的准确率分别为 96.62%、95.17%、90.84%,数据重叠采样后的准确率分别为 97.71%、96.28%、94.18%,调整全连接层时,未进行数据重叠采样的准确率分别为 96.34%、94.25%、90.16%,数据重叠采样后的准确率分别为 97.50%、96.40%、93.65%,条件相同时,经过数据重叠采样后的结果均高

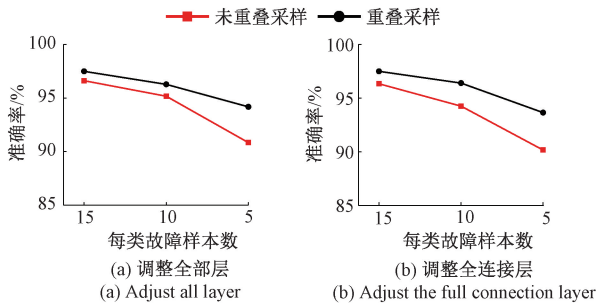


图 10 数据重叠采样前后结果

Fig. 10 Fault diagnosis results of data overlapping sampling and non-overlapping sampling

于未进行重叠采样的结果。实验结果表明,对数据进行重叠采样在不同情况下都能够有效提高模型分类精度。

4.4 模型稳定性分析

为验证模型稳定性,在 3 种样本数量情况下,对未进

行迁移的 CNN 方法以及多源域迁移的两种调整方式的 10 次实验的准确率及损失值波动情况进行比较,结果如图 11 所示,准确率标准差如表 7 所示,损失值标准差如表 8 所示。

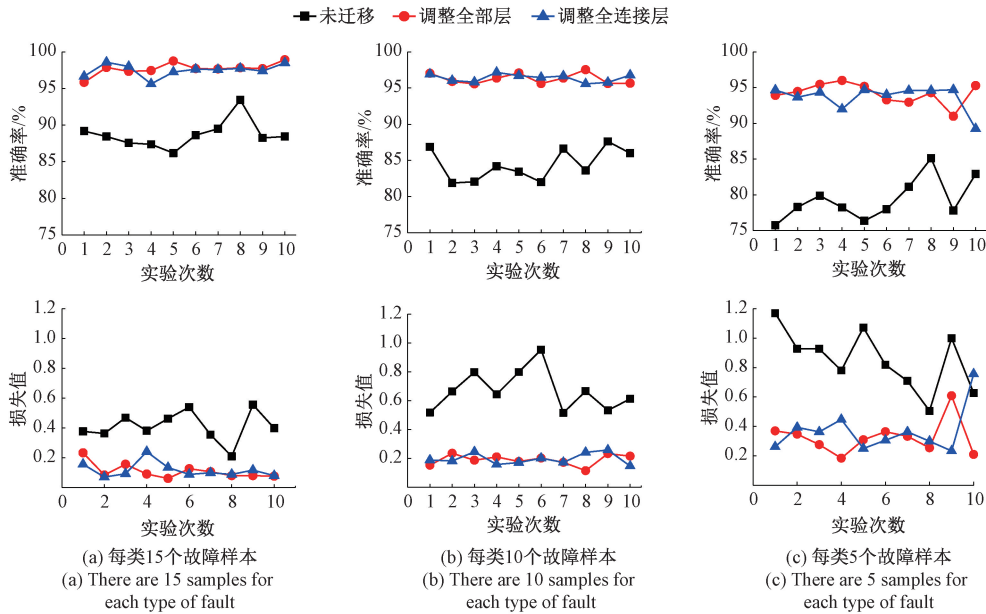


图 11 每次实验模型准确率及损失值

Fig. 11 Accuracy and loss value of each experimental model

表 7 模型准确率标准差

Table 7 Standard deviation of model accuracy			
样本数	15	10	5
CNN	0.019 157	0.021 909	0.029 426
fine-tune-1	0.008 373	0.007 216	0.014 798
fine-tune-2	0.008 690	0.005 441	0.017 540

表 8 模型损失值标准差

Table 8 Standard deviation of model loss value			
样本数	15	10	5
CNN	0.101 227	0.142 578	0.205 882
fine-tune-1	0.051 615	0.037 551	0.118 195
fine-tune-2	0.050 930	0.039 147	0.152 898

根据图 11 可知,对于未进行迁移的普通 CNN 方法,每次实验的准确率和损失值波动很大,经过迁移之后有效减小了准确率和损失值的波动。根据表 7 和 8 可知,多源域迁移中两种调整方式下,分类准确率和损失值的标准差均远小于未迁移结果的标准差,证明多源域迁移方法能有效提高模型稳定性。

4.5 多源域有效性分析

为验证多源域迁移的有效性,在 3 种样本数量情况下,分别单独使用源域 1 和源域 2 及多源域进行迁移,并

对两种调整方式的分类精度分别进行比较,实验结果为连续 10 次实验的平均值,如图 12 所示。根据图 12 可知,使用调整全部层方式时,在 3 种样本数量情况下,源域 1 和源域 2 单独进行迁移的结果分别为 97.17%、94.90%、90.86%和 96.07%、93.90%、90.95%,多源域迁移结果分别为 97.71%、96.28%、94.13%;使用调整全连接层方式时,在 3 种样本数量情况下,源域 1 和源域 2 单独进行迁移的结果分别为 96.92%、94.70%、90.97%和 95.74%、94.07%、90.78%,多源域迁移结果分别为 97.50%、96.40%、93.65%。从结果上看,在使用不同的调整方式及不同的样本数量情况下,多源域迁移的结果均要优于单源域迁移,证明多源域迁移方法可以有效提高对目标域的分类精度。

为了更直观的分析多源域迁移诊断方法的有效性,通过 t-分布近邻嵌入算法 (t-distribution stochastic neighbor embedding, t-SNE) 将不同源域下训练的模型所提取的目标域测试集数据的特征降维至二维平面,并通过散点图呈现,如图 13 所示。根据图 13 可知,在不同源域下,正常状态的样本都能被准确的识别出来,但是使用单一源域训练模型时,滚动体故障、外圈故障与内圈故障样本特征的类型差异较小,多源域训练的模型提取的特征区分性优于单一源域所训练模型提取的特征。

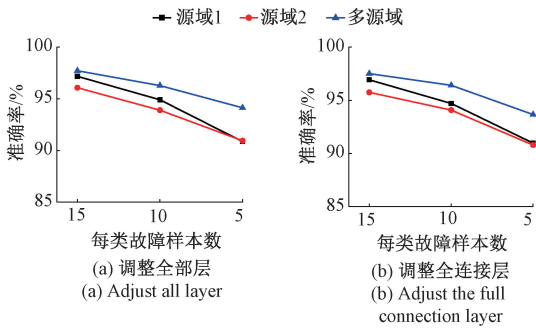


图 12 不同源域实验结果

Fig. 12 Results of experiments using different source domains

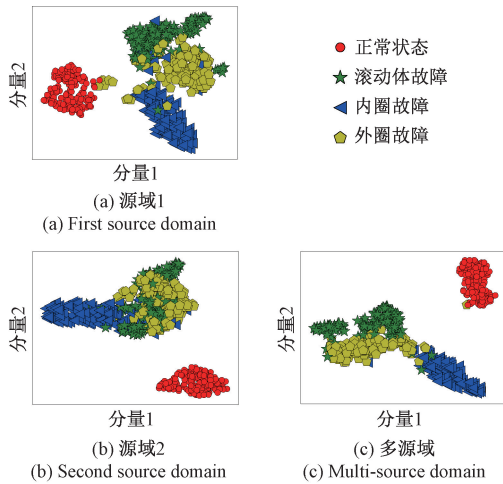


图 13 不同源域下模型提取的特征散点图

Fig. 13 Feature scatter diagram of model extraction in different source domains

5 结 论

本文针对故障数据稀少的情况下的滚动轴承故障诊断问题提出多源域迁移学习方法,在一维卷积神经网络模型上进行验证。并通过实验分别验证了方法的分类精度、训练效果、数据增强有效性、模型稳定性以及多源域迁移有效性,结果表明,多源域迁移方法在目标域故障数据稀少的情况下可以达到较高的分类精度,在每类故障样本数量为 15、10、5 的情况下,对目标域的识别精度分别达到了 97.71%、96.28%、94.13%。对训练数据进行重叠采样能有效提高模型识别精度,对比未进行重叠采样结果,在 3 种故障样本数量情况下,使用调整全部层方式时,准确率分别提升了 1.09%、1.11%、3.34%;使用调整全连接层方式时,准确率分别提升了 1.16%、2.15%、3.49%。多源域迁移方法能够明显减小因数据不足引起的过拟合现象,并有效加快模型的收敛速度,提升收敛效果,有效提高模型稳定性,使得实验结果波动较小,准确率与损失值的标准差低于未迁移结果的 50%。

参考文献

- [1] 陈志强,陈旭东, DE OLIVIRA J V, 等. 深度学习在设备故障预测与健康管理中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 206-226.
CHEN ZH Q, CHEN X D, DE OLIVIRA J V, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 206-226.
- [2] 唐波,陈慎慎. 基于深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 88-93.
TANG B, CHEN SH SH. Method of bearing fault diagnosis based on deep convolutional neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 88-93.
- [3] 张根保,李浩,冉琰,等. 一种用于轴承故障诊断的迁移学习模型[J/OL]. 吉林大学学报(工学版): 1-9 [2020-08-23]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb20190493>.
- [4] ZHANG G B, LI H, RAN Y, et al. A transfer learning model for bearing fault diagnosis[J/OL]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition): 1-9 [2020-08-23]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb20190493>.
- [5] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [6] 康守强,胡明武,王玉静,等. 基于特征迁移学习的变工况下滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(3): 764-772, 955.
KANG SH Q, HU M W, WANG Y J. et al. Fault diagnosis method of a rolling bearing under variable working conditions based on feature transfer learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(3): 764-772, 955.
- [7] 陈超,沈飞,严如强. 改进 LSSVM 迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 33-40.
CHEN CH, SHEN F, YAN R Q. Enhanced least squares support vector machine-based transfer learning strategy for bearing fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1): 33-40.
- [8] XU G, LIU M, JIANG Z, et al. Online fault diagnosis method based on transfer convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(2): 509-520.
- [9] LI X, HU Y, LI M, et al. Fault diagnostics between different type of components: A transfer learning approach[J]. Applied Soft Computing Journal, 2019, 86: 105950.

- [9] 胡晓依, 荆云建, 宋志坤, 等. 基于CNN-SVM的深度卷积神经网络轴承故障识别研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173-178.
HU X Y, JING Y J, SONG ZH K, et al. Bearing fault identification by using deep convolution neural networks based on CNN-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(18): 173-178.
- [10] 张安安, 黄晋英, 冀树伟, 等. 基于卷积神经网络图像分类的轴承故障模式识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(4): 165-171.
ZHANG AN AN, HUANG J Y, JI SH W, et al. Bearing fault pattern recognition based on image classification with CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(4): 165-171.
- [11] ZEILER M D. Adadelta: An adaptive learning rate method[J]. Computer Science, 2012, arXiv:1212. 5701.
- [12] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. Computer Science, 2015, arXiv:1502. 03167.
- [13] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.
- [14] 雷亚国, 杨彬, 杜兆钧, 等. 大数据下机械装备故障的深度迁移诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 1-8.
LEI Y G, YANG B, DU ZH J, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8.
- [15] 邵海东, 张笑阳, 程军圣, 等. 基于提升深度迁移自动编码器的轴承智能故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 84-90.
SHAO H D, ZHANG X Y, CHENG J SH, et al. Intelligent fault diagnosis of bearing using enhanced deep transfer auto-encoder [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 84-90.
- [16] 杭华飞. 基于图像高频分量的卷积神经网络去噪方法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(19): 9-15.
HANG H F. Research on convolution neural network denoising method based high frequency component of image[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(19): 9-15.
- [17] 张伟. 基于卷积神经网络的轴承故障诊断算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
ZHANG W. Study on bearing fault diagnosis algorithm based on convolutional neural network [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [18] Case Western Reserve University. Bearing Data Center [EB/OL]. [2019-04-28]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.
- [19] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 22(2): 199-210.
- [20] LONG M, WANG J, DING G, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 2200-2207.
- [21] 郝爽洁, 陈超波, 王景成, 等. 基于HGWO-SVM的燃煤电站锅炉受热面积灰预测[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 1-5.
HAO SH J, CHEN CH B, WANG J CH, et al. Prediction of heating surface pollution in coal-fired power plant based on HGWO-SVM model [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(10): 1-5.

作者简介



陈保家, 获得武汉水利电力大学机械设计与制造专业学士学位、三峡大学机械制造及其自动化工程硕士学位、西安交通大学机械制造及其自动化专业工学博士学位, 现为三峡大学机械与动力学院教授, 主要研究方向为机械信号处理与故障诊断。

E-mail: cbjia@163.com

Chen Baojia received a B. Sc. degree in mechanical design and manufacturing from Wuhan Water Conservancy and Electric Power University, a M. Sc. degree in mechanical manufacturing and automation from Three Gorges University, and a Ph. D. degree in mechanical manufacturing and automation from Xi'an Jiaotong University. He is now a professor in the School of Machinery and Power of the Three Gorges University. His main research interests include mechanical signal processing and fault diagnosis.



肖文荣 (通信作者), 2014年毕业于西安交通大学机械工程专业, 获工学博士学位, 现为三峡大学机械与动力学院讲师, 主要从事机械设备健康监测与智能维护、机械振动与噪声研究。

E-mail: xwr@ctgu.edu.cn

Xiao Wenrong (Corresponding author), received a Ph. D. degree in Engineering from Xi'an Jiaotong University in 2014. He is now a lecturer in the School of Machinery and Power of the Three Gorges University. His main research interests include mechanical equipment health monitoring and intelligent maintenance, mechanical vibration and noise research.