

基于迁移学习的小样本轴承故障诊断方法研究

张西宁, 余迪, 刘书语

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对实际应用中训练样本严重不足的问题,提出了一种改进迁移学习方法,将模型在源域上学习的故障诊断知识迁移至目标域,并将其用于小样本轴承故障诊断研究。采用全局均值池化层代替卷积神经网络中的全连接层进行分类输出,减少了网络的待训练参数量。采用预训练微调的迁移学习方法,使用数量充足的源域样本来训练网络,避免了数据不足导致的过拟合现象。将网络结构和参数迁移至目标域后,微调较深层的网络参数,使得网络适应目标域样本的数据分布。在凯斯西储大学轴承数据集和实验室轴承数据集上进行了迁移学习实验和轴承分类诊断,结果表明:在跨工况和跨型号的情况下,仅使用 1% 目标域训练集数据进行微调时,所使用的方法获得了 92.25% 的平均分类准确率。所提方法完成了小样本下的滚动轴承故障迁移诊断任务,对迁移学习理论在轴承故障诊断中的研究应用具有一定价值。

关键词: 迁移学习;小样本;全局均值池化;轴承故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202110004 **文章编号:** 0253-987X(2021)10-0030-08



OSID 码

Fault Diagnosis Method for Small Sample Bearing Based on Transfer Learning

ZHANG Xining, YU Di, LIU Shuyu

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problem of training sample shortage in practice, an improved transfer learning network is proposed which transfers the fault diagnosis knowledge learned by the model in source domain to target domain, and is used in small sample bearing fault diagnosis. The global average pooling layer is used instead of the fully connected layer in the convolutional neural network to reduce training network parameters. The fine-tuning transfer learning method is adopted to train the network with sufficient source domain samples, which avoids over-fitting caused by insufficient data. After transferring the network structure and parameters to the target domain, the deeper network parameters are fine-tuned to make the network adapt to the data distribution of the target domain samples. The fault diagnosis experiments are carried out on Case Western Reserve University bearing data set and the laboratory bearing data set. The results show that the transfer learning network enables to achieve a classification accuracy of 92.25% taking only 1% target domain training samples, in the case of cross-working conditions and cross-bearing types. This proposed method completes the transfer learning classification taking small samples, and provides a reference for research and application of transfer learning theory in

bearing fault diagnosis.

Keywords: transfer learning; small sample; global average pooling; bearing fault diagnosis

滚动轴承作为广泛应用的基础零部件,其工作状态直接影响着整台设备的正常运行,在旋转机械中有举足轻重的作用^[1]。随着“大数据”时代的到来,以低密度、大数量、多形式为特征的大数据给轴承监测诊断带来了新的挑战^[2]。传统基于人工信号处理的方法已不能满足大数据的需求^[3],以“数据驱动”的深度学习方法在诊断识别领域崭露头角,并取得了大量成果^[4-7]。由于滚动轴承型号繁多,运行工况也相差各异,基于深度学习的轴承诊断方法在实践中遇到了训练数据不足或样本标签缺失等小样本问题;且不同工况和型号下轴承状态数据分布不同,无法使用同一网络进行分类,需要开展迁移学习研究^[8]。

为解决小样本问题,目前诊断中常采用扩充数据以及改进网络结构的方法。黄南天等提出了一种改进辅助分类生成对抗网络,生成与少量数据概率分布相同的大量样本^[9]。Hu 等使用阶次跟踪和重采样处理不同转速的轴承数据,使用适应批标准化网络进行跨工况故障分类^[10]。Zhang 等设计了一种多尺度紧凑卷积神经网络,使用较少网络层提取多尺度信号特征^[11]。刘书语等对卷积核和池化方式进行改进,在变转速多轴承数据集上达到了 98.4% 的准确率^[12]。Li 等使用参数迁移网络,实现了不同型号轴承数据的故障分类^[13]。

本文对卷积神经网络的结构进行改进,与参数迁移学习结合,提出了一种用于小样本的迁移学习轴承诊断方法。

1 理论基础

1.1 迁移学习

迁移学习是采用已有知识对不同但相关领域问题进行求解的机器学习方法^[14],在目标域样本稀少而相关领域样本数充足的情况下具有很大优势。源域与目标域不需要有相同数据分布,训练过程只需较少数据,克服了传统机器学习的缺点。迁移学习在轴承故障诊断研究中取得了一定的成果^[15-18],具有重要意义。

迁移学习的目标是基于样本数量及标签信息充足的实验室数据,建立一个可靠模型,对不同分布下样本及标签不足的工程实际数据进行预测^[19]。在实验室中可获得健康标记充足的源域数据集 $\{x_i^s,$

$y_i^s\}_{i=1}^n$,其中 $x_i^s \in X^s, y_i^s \in Y^s$ 为样本的健康状态标签,其数据分布服从于边缘概率分布 $P(X^s)$ 。使用充足的故障数据和状态标签,可以建立起从样本到标签的映射函数 $f^s(\cdot)$ 。由于设备工况及型号不同,不同数据集之间的概率分布存在差异,源域上建立的映射函数不能直接用于目标域的故障分类。

因此,迁移学习的任务如图 1 所示,对于给定的目标域,借助已有源域和源任务的知识,建立从目标域数据到标签的映射函数,完成目标任务。

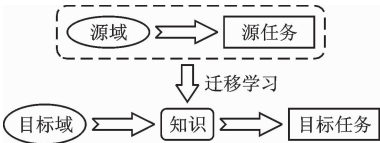


图 1 迁移学习原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of transfer learning principle

1.2 全局均值池化

卷积神经网络是最有代表性的深度学习网络之一,结构上由输入层、特征提取层和分类层组成^[20]。卷积层的局部感知、权值共享以及池化层的下采样等结构特点减少了特征提取网络的参数,降低了运算量,提高了其泛化能力。分类层的全连接网络有大量的参数,为了避免过拟合现象,网络训练仍然需要大量的数据。

以计算机视觉中具有代表性的 3 个卷积神经网络模型 LeNet-5、AlexNet、VGG16 为例,分析其参数分布情况^[21],卷积层和全连接层的参数占比如图 2 所示。全连接层参数量占了网络参数的绝大部分,因而增大了训练的计算量,降低了模型的泛化能力。如果能减少全连接层的参数量,同时保证网络

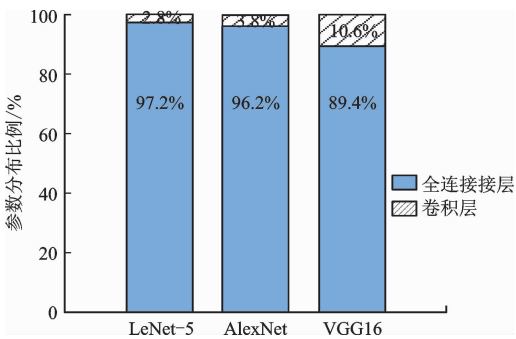


图 2 3 种典型卷积神经网络的参数分布情况

Fig. 2 Parameter distributions of three typical convolutional neural networks

的特征提取和分类能力,可以进一步降低网络复杂度。

全局均值池化层是可以取代全连接层的一种网络结构。网络提取特征后,将全局均值池化层处理的特征向量经 SoftMax 函数计算得到输出。SoftMax 函数是对有限项离散概率做对数运算的归一化

$$S_t^i = e^{V_t(x^i)} / \sum_{t=1}^C e^{V_t(x^i)} \tag{1}$$

式中: S_t^i 为 x^i 属于第 t 个类别的概率; $V_t(x^i)$ 为 x_i 对 SoftMax 的第 t 个输入; C 为分类类别数。图 3 给出全连接层和全局均值池化层结构的比较。

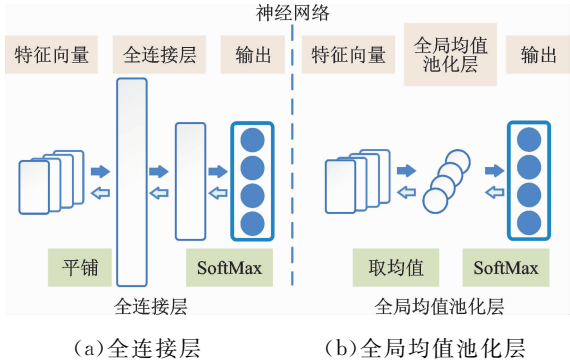


图 3 全连接层与全局均值池化层结构对比示意图
Fig. 3 Comparison of structure of fully connected layer and global average pooling layer

采用固定较浅层网络结构参数、微调较深层的方式进行参数迁移学习。因此,当目标域有标签数据较少时,在小样本下训练包含大量参数的全连接层,会产生过拟合现象,网络会学习到大量与故障信息无关的特征,从而降低在测试集上的分类效果。采用基于全局均值池化层的改进网络,能有效避免这一问题。

2 改进迁移学习网络模型

本文建立的基于全局均值池化层的改进卷积神经网络模型如图 4 所示,信号经多层网络进行特征提取,对特征做全局均值池化处理后,经 SoftMax 函数计算各分类标签的预测结果得到输出层。每一卷积层都采用 4 个尺寸为 15、步长为 1 的卷积核进行等长卷积;池化层采用尺寸为 2、步长为 2 的最大值池化方式;激活函数采用指数线性单元函数^[22],其数学表达式如下

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ e^x - 1, & x \leq 0 \end{cases} \tag{2}$$

该激活函数在正值区间输出梯度始终为 1,避

免梯度弥散现象;在负值区间具有软饱和特性,增强了网络对噪声的鲁棒性。

本文所使用参数迁移学习方法如图 5 所示。首先在源域上预训练改进卷积神经网络;将网络结构和网络参数迁移至目标域;固定较浅的前 3 层网络不再进行训练;在目标域上使用少量的训练数据微调深层网络;最后在目标域的测试数据上进行预测分类。方法的数学描述如下

$$\Delta\omega_{ij} = \begin{cases} 0, & l < 4 \\ -\alpha(\hat{y}_j - y_j)f'm_j, & 4 \leq l < 7 \end{cases} \tag{3}$$

$$f' = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ e^x, & x \leq 0 \end{cases} \tag{4}$$

式中: $\Delta\omega_{ij}$ 为网络该层第 i 个神经元到下一层第 j 个神经元权重的调整值; α 为网络训练学习率; $\hat{y}_j$ 为第 j 个神经元的预测标签; y_j 为样本真实标签; f' 为激活函数的导数; m_j 为第 j 个神经元的输出值; l 为网络层数编号。

在图 3a 中,假设全连接层两层尺寸分别为 300 和 50,改进前后网络模型的参数量比较见表 1。保持卷积层结构不变,能够保证其原有的特征提取能力;而全局均值池化层使网络总参数和待微调参数分别减少至 6.36%和 3.09%,可以有效地减轻过拟合现象。

本文将随机遗忘法^[23]和学习率衰减法应用于优化网络的训练过程。在每一批次训练中,以给定概率,随机使部分隐层神经元输出为 0,反向传播过程中不对其进行更新,保留其梯度,待下个批次再恢复这部分神经元。重复这一过程直至训练完成。随机遗忘法减弱了不同神经元间的联合适应性,增强了网络的鲁棒性。学习率衰减法在训练开始采用较大的学习率,随着训练轮次的增加,以给定方式减小学习率。较大的初始学习率可以克服噪声信息对网络的干扰,而减小学习率可以提高网络对复杂模式的提取能力。

表 1 改进前后的网络参数量对比

Table 1 Comparison of network parameters before and after improvement

参数	数量		变化率/%
	改进前	改进后	
卷积层参数	1 040	1 040	
分类层参数	15 304	0	
总参数	16 344	1 040	6.36
微调参数	15 792	488	3.09

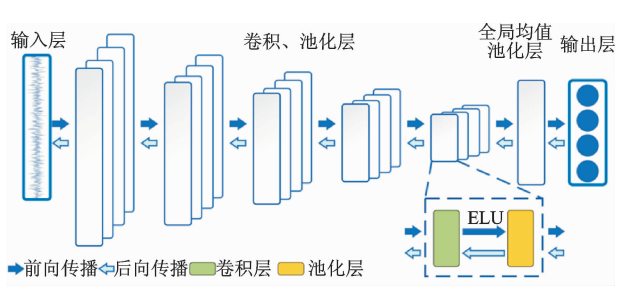


图 4 基于全局均值池化层的改进卷积神经网络结构
Fig. 4 Schematic diagram of improved convolutional neural network structure based on global mean pooling layer

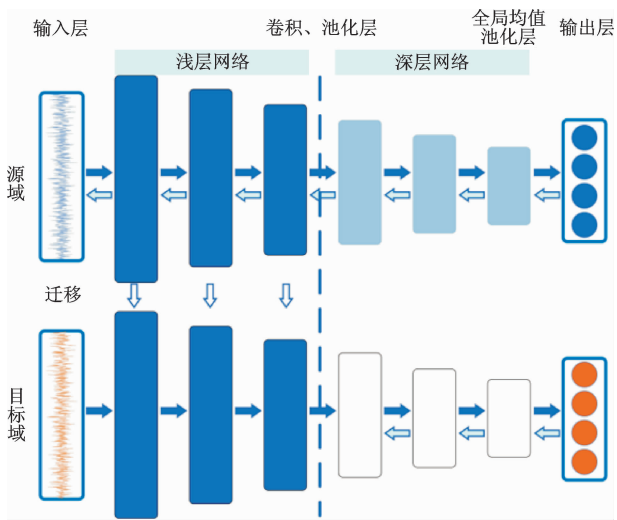


图 5 所提迁移学习方法示意图
Fig. 5 Schematic diagram of the proposed transfer learning method

3 轴承故障诊断实验验证及分析

3.1 跨工况迁移故障诊断实验

凯斯西储大学轴承数据集是目前应用最多的标准轴承故障诊断数据集之一^[24]。本文实验平台包括电机、轴承、转矩传感器、编码器、功率器和其他电子控制设备等,被测试轴承为驱动端轴承,型号为 SKF6205 轴承,实验采样频率为 12 kHz。使用电火花烧伤的加工方式在轴承上布置了单点故障,类型

分别是滚动体损伤、外圈损伤与内圈损伤,共有 4 种健康状态。轴承工作状态以及故障信息见表 2。

选择不同的转速及负载,构建 4 组不同工况的轴承故障数据集,每个数据集里各健康状态各有 25 个样本数据,共计 400 个。从时域信号的第 1 个点开始,取连续的 2 400 个点作为一个样本,相邻样本之间重叠 1 200 个点。使用本文所提出的改进迁移学习网络模型,进行小样本下跨工况轴承故障诊断实验。

表 2 凯斯西储大学轴承数据集故障信息
Table 2 Case Western Reserve University Bearing Data Set Failure Information

工 况	转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	负载/ kW	损伤直径/ mm	健康状态
1	1 797	0	0.18,0.36,0.54	正常,内圈
2	1 772	0.7		损伤,外圈
3	1 750	1.4		损伤,滚动
4	1 730	2.1		体损伤

实验 1:比较使用全连接层的卷积神经网络(CNN-FC)和使用全局均值池化层的改进卷积神经网络(CNN-GAP)。随机选取 1%的数据作为训练集,其余的数据作为测试集,在各个工况下进行训练和分类预测,取多次实验的平均值作为结果,预测分类结果见表 3。

表 3 小样本下两种卷积网络的故障分类结果
Table 3 Fault classification results of two convolutional networks taking small samples

网络	不同工况下的分类准确率				
	1	2	3	4	均值
CNN-FC	0.356 7	0.464 1	0.468 2	0.480 8	0.442 5
CNN-GAP	0.912 1	0.920 7	0.862 8	0.932 3	0.907 0

实验 2:比较两种网络跨工况迁移学习(TL-FC、TL-GAP)的预测分类结果。在源域上以 100%的数据进行预训练,在目标域上随机选取 1%的数据进行微调,在其余数据上进行测试,结果见表 4。

表 4 小样本下跨工况迁移学习方法故障分类结果
Table 4 Fault classification results of cross-condition transfer learning method taking small samples

网络	跨工况下的分类准确率						
	1→2	1→3	1→4	2→3	2→4	3→4	均值
TL-FC	0.552 0	0.543 4	0.580 3	0.529 8	0.498 0	0.540 4	0.540 7
TL-GAP	0.914 4	0.939 9	0.919 7	0.919 7	0.881 8	0.936 9	0.918 7

3.2 跨型号、跨工况迁移故障诊断实验

实验台及采集系统如图 6 所示。滚动轴承固定在安装座内,通过预紧装置对其进行轴向预紧,安装座上的绳索通过滑轮与不同质量的重物相连,模拟轴承的径向载荷。测试轴承型号为 6308 轴承,采样频率为 10 kHz。预制有 4 种健康状态,分别为正常、外圈剥落、内圈剥落和滚动体剥落。其中内圈和外圈采用激光加工的方法,设置损伤直径分别约为 0.5、1、2、3 mm,代表轻微、中等、严重、最严重 4 种故障程度,控制激光加工时间使损伤深度约为 0.2 mm。滚动体采用砂轮机磨削的方法,损伤面积分别约为 10、20、40、60 mm²。轴承工作转速为1 200 r/min。

如表 5 所示,分别将凯斯西储大学数据集记为数据集 A,实验室轴承数据集记为数据集 B,进行跨型号、跨工况的故障诊断。

表 5 轴承数据集故障信息

Table 5 Bearing data set failure information

数据集	型号	故障类型	转速/(r·min ⁻¹)	负载	数量	采样点数
A	6205	正常,内圈损伤,外圈	1 797,1 772,1 750,1 730	0, 0.7, 1.4, 2.1 kW	2 400	2 400
B	6308	损伤,滚动体损伤	1 200	0, 75, 250 N	2 400	2 400

实验 3:随机选取 1%的数据作为训练集,其余数据作为验证集,比较使用全连接层的卷积神经网络(CNN-FC)和使用全局均值池化层的改进卷积神经网络(CNN-GAP),在两个数据集上的预测分类结果见表 6。

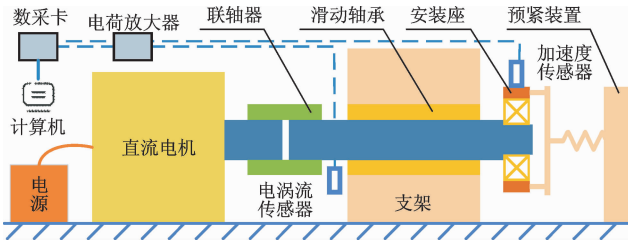
表 6 小样本下两种卷积网络的故障分类结果
Table 6 Fault classification results of two convolutional networks with small samples

网络	分类准确率		
	A	B	均值
CNN-FC	0.587 4	0.504 8	0.546 1
CNN-GAP	0.874 0	0.859 6	0.866 8

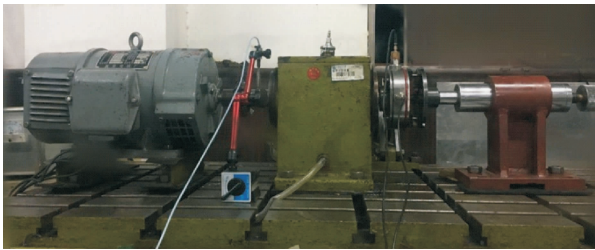
实验 4:比较两种网络跨工况跨型号迁移学习(TL-FC、TL-GAP)的预测分类结果。在源域上以 100%的数据进行预训练,在目标域上随机选取 1%的数据进行微调,在其余数据上进行测试,预测分类结果见表 7。

3.3 结果分析

由表 3 和表 6 中两种卷积网络的分类准确率可见。当训练集仅占全部数据的 1%时,使用全局均



(a)结构示意图



(b)实验台

图 6 实验室轴承实验台及结构示意图

Fig. 6 Laboratory bearing test bench

值池化层的效果明显好于使用全连接层。在两个数据集上的平均结果由 54.61%提升到了 86.68%,说明改进后的卷积神经网络使用全局均值池化层有效地避免了过拟合问题,同时保留了卷积层的特征提取能力。

表 7 小样本下跨工况、跨型号迁移学习故障分类结果
Table 7 Cross-condition and cross-type transfer learning fault classification results with small samples

网络	分类准确率		
	B→A	A→B	均值
TL-FC	0.579 8	0.477 6	0.528 7
TL-GAP	0.919 2	0.925 7	0.922 5

由表 3 和表 4 中使用全连接层卷积神经网络的分类结果可知,跨工况下迁移学习方法使分类准确率有一定提高,平均结果由 44.25%提升至 54.07%。由表 6 和表 7 可知,跨型号下迁移学习的分类准确率轻微地降低,说明此时数据集之间的差异太大,迁移学习方法起到的作用不是很大。

在全局均值池化的卷积神经网络中,迁移学习

方法使分类准确率得到了进一步提升。在跨工况下,迁移学习使分类准确率由 90.70% 提升到了 91.87%;在跨工况跨型号下,准确率由 86.68% 提升到了 92.25%。

在一次以数据集 A 为源域、数据集 B 为目标域的迁移学习训练中,实验室实测轴承数据集上的混淆矩阵见图 7。全体分类准确率为 94.40%,其中外圈故障和正常轴承分类准确率达到 100.00%。对输入数据经卷积层提取到的 300 维特征进行 t-SNE 降维,结果见图 8,可以看出,大部分数据被正确地进行了分类,而内圈故障和滚动体故障的分类效果较差。从故障机理上分析,滚动体与滚道之间可能会存在滑动现象,因此其故障特征复杂。从传递路径上分析,滚动体故障与内圈故障时引起的冲击振动传播至传感器时,需要经历更多调制和转换阶段,传递路径复杂^[25]。因此,网络在内圈故障和滚动体故障上提取到的数据特征出现混合,导致分类准确率比较低。在后续研究中可以增加微调样本数来进一步提升网络分类效果。

真实类别	滚动体	内圈	外圈	正常
	0.899 0	0.025 3	0.053 9	0.021 9
	0.096 0	0.877 1	0.008 4	0.018 5
	0	0	1.000 0	0
预测类别				
	滚动体	内圈	外圈	正常

图 7 实验室数据集故障分类混淆矩阵

Fig. 7 Classification confusion matrix of laboratory data set

4 结 论

针对机器学习在小样本训练中的过拟合现象,本文从网络结构和参数量的角度,提出了以全局均值池化层取代全连接层的改进卷积神经网络。应用预训练微调的迁移学习方法,在凯斯西储大学轴承数据集和实验室轴承数据集上进行了实验验证,得到如下结论。

- (1)在训练数据很少时,网络待训练参数量过大,传统的卷积神经网络会出现过拟合现象。由于大部网络参数集中在全连接层,采用预训练微调的迁移学习方法同样会出现过拟合问题。
- (2)在卷积神经网络的结构中,使用全局均值池化层代替全连接层,减少了 90% 以上的网络参数,

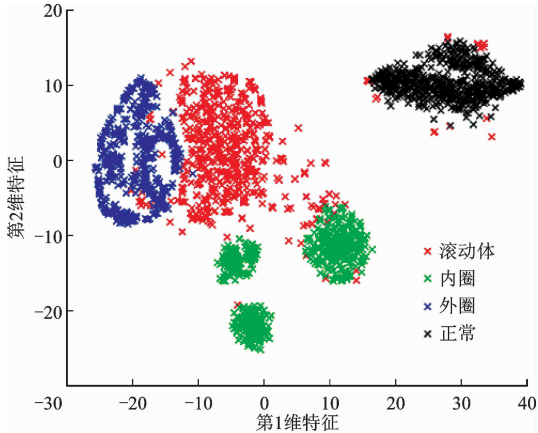


图 8 实验室轴承数据特征 t-SNE 分布图

Fig. 8 t-SNE distribution map of laboratory bearing data characteristics

减轻了过拟合现象,同时保证了卷积层的特征提取能力。

(3)在改进后的卷积神经网络上使用预训练微调的迁移学习方法,可以进一步提升网络的分类效果。在跨工况、跨型号的迁移学习故障诊断中,网络在目标域上的分类准确率平均达到了 92.25%。该方法完成了迁移学习任务,基本满足了轴承故障诊断的需求。

参考文献:

[1] 张西宁,张雯雯,周融通,等. 基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 1-7.

ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, ZHOU Rong-tong, et al. Bearing fault diagnosis method based on multiple dimensional scaling and random forest [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 1-7.

[2] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94-104.

LEI Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.

[3] 张西宁,郭清林,刘书语. 深度学习技术及其故障诊断应用分析与展望 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(12): 1-13.

ZHANG Xining, GUO Qinglin, LIU Shuyu. Analysis and prospect of deep learning technology and its fault diagnosis application [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(12): 1-13.

- [4] 张西宁, 向宙, 唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(7): 1-8, 59.
ZHANG Xining, XIANG Zhou, TANG Chunhua. A deep convolutional auto-encoding neural network and its application in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(7): 1-8, 59.
- [5] 张西宁, 向宙, 夏心锐, 等. 堆叠自编码网络性能优化及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(10): 49-56, 87.
ZHANG Xining, XIANG Zhou, XIA Xinrui, et al. Optimization of stacking auto-encoder with applications in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(10): 49-56, 87.
- [6] 向宙, 张西宁, 张雯雯, 等. 区分自编码网络及其在滚动轴承故障特征提取中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 47-55, 140.
XIANG Zhou, ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, et al. Discriminative auto-encoding network with applications in fault feature extraction of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 47-55, 140.
- [7] 张西宁, 张雯雯, 周融通, 等. 采用单类随机森林的异常检测方法及应用 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(2): 1-8, 157.
ZHANG Xining, ZHANG Wenwen, ZHOU Rong-tong, et al. Anomaly detection method based on one-class random forest with applications [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(2): 1-8, 157.
- [8] PAN S J, YANG Qiang. A survey on transfer learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [9] 黄南天, 杨学航, 蔡国伟, 等. 采用非平衡小样本数据的风机主轴承故障深度对抗诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 563-574.
HUANG Nantian, YANG Xuehang, CAI Guowei, et al. A deep adversarial diagnosis method for wind turbine main bearing fault with imbalanced small sample scenarios [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 563-574.
- [10] HU Tianhao, TANG Tang, LIN Ronglai, et al. A simple data augmentation algorithm and a self-adaptive convolutional architecture for few-shot fault diagnosis under different working conditions [J]. Measurement, 2020, 156: 107539.
- [11] ZHANG Kaiyu, CHEN Jinglong, ZHANG Tianci, et al. A compact convolutional neural network augmented with multiscale feature extraction of acquired monitoring data for mechanical intelligent fault diagnosis [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 55: 273-284.
- [12] 张西宁, 刘书语, 余迪, 等. 改进深度卷积神经网络及其在变工况滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 1-8.
ZHANG Xining, LIU Shuyu, YU Di, et al. Improved deep convolutional neural network with applications to bearing fault diagnosis under variable conditions [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 1-8.
- [13] LI Fudong, CHEN Jinglong, PAN Jun, et al. Cross-domain learning in rotating machinery fault diagnosis under various operating conditions based on parameter transfer [J]. Measurement Science and Technology, 2020, 31(8): 085104.
- [14] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展 [J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on transfer learning research [J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26-39.
- [15] WEN Long, GAO Liang, LI Xinyu. A new deep transfer learning based on sparse auto-encoder for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019, 49(1): 136-144.
- [16] YANG Bin, LEI Yaguo, JIA Feng, et al. An intelligent fault diagnosis approach based on transfer learning from laboratory bearings to locomotive bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 692-706.
- [17] ZHANG Ansi, LI Shaobo, CUI Yuxin, et al. Limited data rolling bearing fault diagnosis with few-shot learning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 110895-110904.
- [18] LU Weining, LIANG Bin, CHENG Yu, et al. Deep model based domain adaptation for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(3): 2296-2305.
- [19] 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 Yaguo, YANG Bin, DU Zhaojun, et al. Deep transfer diagnosis method for machinery in big data era [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 1-8.
- [20] 周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 113-114.
- [21] 李亚鑫. 基于CNN和GAN的齿轮箱智能故障诊断框架搭建与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020: 11.

[22] CLEVERT D A, THOMAS U, SEPP H. Fast and accurate deep network learning by exponential linear units (ELUs) [C]// 4th International Conference on Learning Representations. [S. l.]: ICLR, 2016: 1884-2022.

[23] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. Computer Science, 2012, 3(4): 212-223.

[24] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64/65: 100-131.

[25] 赵海峰, 杨国斌. 基于振动信号的深沟球轴承滚动体故障诊断研究 [J]. 化工机械, 2014, 41(3): 291-295. ZHAO Haifeng, YANG Guobin. Research on fault diagnosis of rolling element in deep groove ball bearing based on vibration signal [J]. Chemical Engineering & Machinery, 2014, 41(3): 291-295.

[本刊相关文献链接]

陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用. 2021, 55(6): 28-36. doi:10.7652/xjtuxb202106004.

张西宁, 刘书语, 余迪, 等. 改进深度卷积神经网络及其在变工况滚动轴承故障诊断中的应用. 2021, 55(6): 1-8. doi:10.7652/xjtuxb202106001.

徐浩, 张刚, 张天骐. 采用形变周期势系统的轴承故障诊断方法. 2020, 54(8): 77-83. doi:10.7652/xjtuxb202008010.

张弘斌, 袁奇, 赵柄锡, 等. 采用多通道样本和深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法. 2020, 54(8): 58-66. doi:10.7652/xjtuxb202008008.

王慧, 张刚, 张天骐. 改进型双稳随机共振系统及其在轴承故障诊断的应用. 西安交通大学学报, 2020, 54(4): 110-117. doi:10.7652/xjtuxb202004014.

刘泽潮, 张兵, 易彩, 等. 高阶频率加权能量算子在列车轴箱轴承故障诊断中的应用. 2019, 53(12): 46-56. doi:10.7652/xjtuxb201912007.

张西宁, 周融通, 郭清林, 等. 局部倒频谱编辑方法及其在齿

轮箱微弱轴承故障特征提取中的应用. 2019, 53(12): 1-9. doi:10.7652/xjtuxb201912001.

何小高, 张庆, 贾林山, 等. 变速重载设备齿轮箱轴承故障的改进阶次包络分析方法. 2019, 53(8): 98-106. doi:10.7652/xjtuxb201908013.

向宙, 张西宁, 张雯雯, 等. 区分自编码网络及其在滚动轴承故障特征提取中的应用. 2019, 53(8): 47-55 + 140. doi:10.7652/xjtuxb201908007.

胥永刚, 田伟康, 曹金鑫, 等. 精细谱负熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2019, 53(8): 31-39 + 128. doi:10.7652/xjtuxb201908005.

张西宁, 张雯雯, 周融通, 等. 基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法. 2019, 53(8): 1-7. doi:10.7652/xjtuxb201908001.

刘锐, 邹俊荣, 任超, 等. 采用规范化局部保持投影的轴承故障诊断方法. 2019, 53(6): 54-61. doi:10.7652/xjtuxb201906008.

张志强, 孙若斌, 徐冠基, 等. 采用非相关字典学习的滚动轴承故障诊断方法. 2019, 53(6): 29-34. doi:10.7652/xjtuxb201906005.

张西宁, 唐春华, 周融通, 等. 一种自适应形态滤波算法及其在轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(12): 1-8 + 37. doi:10.7652/xjtuxb201812001.

张西宁, 向宙, 夏心锐, 等. 堆叠自编码网络性能优化及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(10): 49-56 + 87. doi:10.7652/xjtuxb201810007.

邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法. 2018, 52(8): 22-29. doi:10.7652/xjtuxb201808004.

张西宁, 雷威, 杨雨薇, 等. 采用自适应基因粒子群算法优化隐马尔科夫模型的方法及应用. 2018, 52(8): 1-8. doi:10.7652/xjtuxb201808001.

张西宁, 向宙, 唐春华. 一种深度卷积自编码网络及其在滚动轴承故障诊断中的应用. 2018, 52(7): 1-8 + 59. doi:10.7652/xjtuxb201807001.

陈保家, 汪新波, 严文超, 等. 采用品质因子优化和子带重构的共振稀疏分解滚动轴承故障诊断方法. 2018, 52(4): 70-76 + 89. doi:10.7652/xjtuxb201804010.

(编辑 杜秀杰)