

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108555

基于对称式对比学习的齿轮箱无监督故障诊断方法^{*}

李巍华¹, 何琛², 陈祝云², 黄如意¹, 晋刚²

(1. 华南理工大学吴贤铭智能工程学院 广州 511442; 2. 华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640)

摘要:针对跨工况下无监督故障诊断特征提取难、模型泛化性弱的问题,提出一种基于对称式对比学习策略的齿轮箱无监督故障诊断方法。首先,利用原始信号构建正负样本集,通过加噪声、序列倒转等数据增强后,分别输入两个结构相同的卷积神经网络提取高维特征;其次,度量正负样本的相似程度进行编码学习数据的隐藏表示,通过对称式自监督对比学习优化正负样本的对比估计损失函数,从而有效利用样本自身标签信息,提升网络从无标签样本中学习判别特征的能力;最后,在齿轮箱数据集上对所提方法开展试验验证,通过聚类准确率、分类系数和划分熵进行综合评估。结果表明,所提方法聚类精度可达 98% 以上,相比其他方法,呈现了更强的聚类能力和泛化性能。

关键词: 故障诊断; 无监督学习; 齿轮箱; 自监督学习; 对比学习

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

Unsupervised fault diagnosis of gearbox based on symmetrical contrast learning

Li Weihua¹, He Chen², Chen Zhu Yun², Huang Rui Yi¹, Jin Gang²

(1. Shien-Ming Wu School of Intelligent Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 511442, China;

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Unsupervised intelligent fault diagnosis under different operating conditions is still a challenge task. To obtain high-quality samples and strong model generalization performance, an unsupervised intelligent diagnosis method based on the symmetrical contrast learning framework is proposed for gearbox fault diagnosis. Firstly, a positive sample set and a negative sample set are constructed and enhanced from original signals by adding noise and sequence inversion, which can be fed into two convolutional neural networks (CNN) with the same structure to extract high-dimensional features. Then, a novel symmetrical contrast learning method is proposed to obtain the underline encoding information by measuring the degree of similarity between positive and negative samples. Further, the noise-contrastive estimation loss function is optimized through symmetrical self-supervised learning strategy. In this way, the label information of the sample itself could be effectively used, and the discriminative performance of extracted features from unlabeled samples is improved. Finally, the proposed method is tested and verified on the gearbox data set. Three indicators including clustering accuracy, classification coefficient and partition entropy are constructed for comprehensive evaluation. Experimental results show that the proposed method achieves at least 98% clustering accuracy, which has stronger cluster and generalization ability than other diagnosis approaches.

Keywords: fault diagnosis; unsupervised learning; gearbox; self-supervised learning; contrast learning

0 引言

近年来,美国、德国和中国分别推出了“工业互联网”、“工业 4.0”、“中国制造 2025 战略”等产业政策,力图以人工智能技术为支点,提升制造业的整体实力^[1]。对于制造

企业来说,设备的故障状态监测与健康管理(prognostics health management, PHM)是避免安全事故发生,提升企业运行效率的重要手段,同时也是实现装备智能化,促进制造业转型的重要一环。在《机械工程学学科发展战略报告(2011~2020 年)》中也将重大设备的运行可靠性、安全性、可维护性关键技术列为重要的研究方向^[2]。

收稿日期:2021-09-11 Received Date: 2021-09-11

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(51875208), 广东省基础与应用基础研究基金联合基金(2021A1515110708)、广东省重点研发计划(2019B010154002)项目资助

与工业制造息息相关的旋转机械,是航空航天、汽车制造、轨道交通等领域生产的核心装备,由于其通常服役于高负载、高转速、高温等恶劣环境,其关键部位如轴承、齿轮等很容易出现故障。因此,如何对从旋转机械上的传感器获取的大量机械数据进行有效处理,实现机械装备健康状态的有效监测和诊断,以“防患于未然”,是工业领域的迫切需求。机器学习是机械大数据分析 with 处理的常用手段,然而在实际的工业生产中,机械设备不可能带故障运行,导致难以获取高质量的标签故障样本,因此研究无监督的智能诊断方法,以挖掘海量无标签故障数据的潜在有用信息,实现故障无监督诊断,具有重要的理论价值和工业应用前景。

无监督智能诊断方法通常包括特征提取以及故障聚类与识别两个环节。其中特征提取,通过对原始机械设备高维输入数据“抽丝剥茧,去伪求真”,可挖掘反应机械设备健康状态的本质特征。其特征提取的好坏直接影响后续的聚类与故障识别效果,因此是其中最核心的一环。近年来,围绕旋转机械故障特征提取技术的研究,通常可以分为信号处理技术和深度学习方法两大类。常用的信号处理方法通常包括包络解调^[3]、小波包变换(wavelet packet transform, WPT)^[4]、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)^[5]等。赵荣珍等^[6]将经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)和多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, MPE)相结合,通过特征聚类分析,验证了其在轴承故障辨识方面的有效性。程铁栋等^[7]改进了经验小波变换和多尺度排列熵的方法,通过聚类分析验证了所提方法的优越性。史庆军等^[8]提出了结合 EMD 和局部均值分解构造轴承特征量矩阵的方法,实现了轴承故障的有效诊断。

深度学习作为新一代人工智能技术,通过构建多层深度网络结构,端到端学习,可实现特征的自动提取,克服了传统信号处理方法的局限性。常见的深度网络模型包括堆栈自动编码器(stacked auto-encoder, SAE)^[9]、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[10]和深度置信网络(deep belief network, DBN)^[11]等。近年来,上述模型在机械故障诊断领域得到越来越广泛的应用。Hoang 等^[12]提出了一种基于 CNN 结构的轴承故障诊断方法,无需传统特征提取步骤,所提方法在加噪数据下仍具有较高的精度和鲁棒性。Li 等^[13]使用深度卷积自编码网络,将距离度量学习和 K-means 聚类方法集成到神经网络模型中,在无监督和少量样本的半监督场景下取得良好的故障诊断性能。王震等^[14]构建多任务特征共享神经网络,通过两种任务共享知识,可同时提升故障诊断和寿命预测的精度。余博等^[15]提出一种深度卷积变分自编码网络,通过使用自编码网络的自学习能力提取频谱高维特征,实现离心泵的故障诊断。

综上所述,围绕旋转机械故障信号的特征提取,基于信号处理技术以及深度学习的方法都取得了很大的进展,极大丰富了机械故障诊断的处理技术,拓展了其应用前景。然而针对无监督智能故障诊断,现有方法目前仍存在如下局限性:1) 机械设备工况多变,振动信号往往存在强的非平稳性和较大噪声干扰,传统信号处理方法需依赖本领域专家诊断知识进行特征提取和选择,其诊断性能优异与否取决于特征选择的质量高低,因而其诊断效果缺乏较强的自适应性,容易“因对象而异”;2) 深度学习方法可有效地端到端自适应提取判别特征,然而现有深度学习诊断方法通常基于有监督学习方式,需保证有标签的、平衡的数据样本参与训练,无法很好适用于无监督故障特征学习与聚类;3) DBN、SAE 等深度神经网络尽管可通过堆叠多个受限玻尔兹曼机/自编码器,采用贪婪算法,进行无监督深度学习与特征提取,然而上述学习方法,并没有充分考虑输入样本本身的先验信息,因而难以有效应对复杂机械设备多变工况下的故障诊断问题。

自监督学习是无监督学习领域的一个重要分支以及当前的研究热点,其核心是从大规模无监督数据中挖掘自身的监督信息,通过这种构造的监督信息对网络进行训练,可学习到对下游任务有价值的表征。在自监督学习领域表现突出的动量对比学习方法(momentum contrast, MoCo)^[16],可对无监督训练数据构造正样本和负样本,并建立具有深度网络结构的正编码器与负编码器,通过引入动量参数,对正样本和负样本在特征空间进行对比学习,可有效利用正负样本中自带的监督信息,提升模型的特征表征能力,为解决机械系统无监督故障诊断问题,提供了一种潜在的途径。因此,本文提出一种基于对称式对比学习的齿轮箱无监督故障诊断方法,所提方法,以机械振动信号为处理对象,首先构建正样本和负样本,并采用深度神经网络对无标签故障样本进行深度编码,学习数据的隐藏表示,然后通过度量正负样本的距离来进行自监督学习,并在原 MoCo 网络的基础上,在输出层完成一次反向传播后,对正负编码器的输出层调换再计算一次损失,使得深度网络模型能比原 MoCo 网络更充分利用不同类别的判别特征,从而有效提升网络的无监督故障聚类性能。

本文提出一种端到端的基于对称式对比学习的无监督故障诊断方法,所提方法可从无标签故障样本中自适应学习不同类别的判别特征,在输出层完成一轮对比后,利用输出层的特征对调对负样本特征进行充分利用,有效克服现有信号处理方法依赖于专家知识手动提取特征的局限性,同时提升了原 MoCo 网络的性能。区别于现有深度神经网络的无监督特征提取方法,难以利用样本的先验信息,所提方法从原始振动信号出发,通过构建正负样本和对比损失,可有效的利用数据本身的监督信息,

提升网络的特征学习能力以及泛化性能,为自监督学习方法在无监督故障诊断领域的应用提供了一种潜在的有效工具和解决思路。在正负样本构建上,对振动信号进行序列倒转、加噪、局部信号扩大等5种样本增强方式进行了相关研究,经过测试得到效果最好的对比辅助任务组合,为自监督对比学习的正负样本构建策略在机械故障诊断领域的应用提供了一定的参考和借鉴。

1 理论基础

1.1 CNN

CNN作为一种经典的人工神经网络,其在图像识别、语音识别等领域得到了广泛的应用。CNN具有参数共享和稀疏连接等特点,能够通过卷积层和池化层从数据中提取一定的平移不变性特征,并通过反向传播算法对其中的权重参数进行逐层优化,从而实现网络的分类/回归等特定功能。

典型的CNN结构由输入层、卷积层、池化层、全连接层及输出层构成。输入数据可以表示为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]$, 其中 N 代表样本个数。而卷积层作为一种滤波乘法运算,卷积核 $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^m$ 与输出特征 $\mathbf{Y}_{i:i+m-1}$, 可表示为:

$$\mathbf{Y}_{i:i+m-1} = x_i \oplus x_{i+1} \oplus \dots \oplus x_{i+m-1} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Y}_{i:i+m-1}$ 是 m 从第 i 位置开始的顺序点,而 $\oplus$ 运算代表将信号串联成更高维的特征表示。在得到含有 $\mathbf{X}$ 的局部特征信息后,卷积运算可表述为:

$$\mathbf{X}^l = \varphi(b^l + \mathbf{W}^l * \mathbf{X}^{l-1}) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}^l$ 为第 l 层的输出;而 b^l 为偏置项; φ 为非线性激活函数; $\mathbf{W}^l$ 为卷积核中待优化的权重张量。

CNN中通常需插入多个池化层,来对获得的特征向量进行进一步处理,在得到抽象的特征向量的同时简约特征向量的维度。本文将采用最大池化,其功能为提取区域内的最大值,其数学描述为:

$$\mathbf{y} = \max_{n \times n}(\mathbf{x}) \quad (3)$$

1.2 自监督学习策略

由于CNN是有监督学习,理论上需有标签数据参与来进行反向传播。不同于监督学习需大量有标签的数据,自监督学习能从无标签数据中根据样本间相互约束关系,有效挖掘样本自身的监督信息,从而学习到不同样本的判别特征表示。自监督学习通常包括基于上下文、基于时序、基于对比的方法,本文主要讨论基于对比学习的自监督学习方法。

1) 基于端到端对比学习(end-to-end contrast, ETEC)^[17]的自监督学习策略

ETEC网络使用了对比学习策略对CNN构建的特征

编码器 q 进行训练,其训练目标可简化为:

$$S_\lambda(\omega_q(q), \omega_k(k^+)) \gg S_\lambda(\omega_q(q), \omega_k(k^-)) \quad (4)$$

式中: k^+ 与 k^- 分别是 q 的正样本和负样本,其区别在于与原数据 q 是否相似; S_λ 则是相似性度量函数,用来衡量样本之间的相似性。训练的目标是让式中左边正样本部分远大于右边负样本部分,使得 q 尽可能地与 k^+ 相似而且尽可能区别于 k^- 。

为了评价样本相关性,互信息可以用来描述两个样本变量之间的相关程度。对于两个随机变量 X 与 Y , 互信息的计算方式为:

$$I(X, Y) = H(X) - H(X|Y) \quad (5)$$

式中: $H(X)$ 是 X 的信息熵; $H(X|Y)$ 是在 Y 已知的情况下, X 带来的信息熵(条件熵)。

通过计算联合概率分布 $p(x, y)$ 与边缘概率分布 $p(x)$ 和 $p(y)$ 乘积之间的KL散度,得以计算互信息 $I(X, Y)$ 来确定样本之间的差异程度,计算公式如下:

$$I(X, Y) = \sum_x \sum_y p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (6)$$

所以对比学习的目标关键在于尽可能地增大KL散度,同时增大 $I(X, Y)$ 。但在实际应用中,增大互信息难以实现,因此,采用减少互信息下界的优化噪声对比估计(noise contrastive estimation, InfoNCE)损失函数用于度量所提取的高维特征差异:

$$L = \mathbb{E}_{p(q, k^-)} [S_\lambda(q, k^+) - \log \sum_{k_n \in \text{sample}_{\text{neg}}} \exp S_\lambda(q, k_n^-)] \quad (7)$$

其中,通过对正样本 k^+ 和 $\text{Sample}_{\text{neg}}$ 个负样本 k_n^- 分别进行相似程度的对比,最大化正样本的互信息,以对网络参数进行更新。

2) 基于MoCo的自监督学习策略

基于MoCo的自监督学习策略对上述端到端对比学习作了如下两点改进:(1)采用能处理大量负样本的样本内存库代替以小批次方式处理负样本的学习机制;(2)采用正编码器和动量更新规则更新动量编码器参数以代替反向传播更新参数。

假设正编码器输出为特征 q , 样本内存库中存在一组样本 $\{k_0, k_1, k_2, \dots\}$, 经过负编码器提取特征后,与 q 相匹配的称为 k^+ , 不相匹配的称为 k^- , 根据InfoNCE, 可构造以下损失函数:

$$L = -\log \frac{\exp(q \cdot k_+ / T)}{\sum_{k_n \in \text{Sample}_{\text{neg}}} \exp(q \cdot k_i / T)} \quad (8)$$

式中: T 为文献[18]规定的温度超参数。该辅助任务可视为,在数量为 $K+1$ 的样本堆中,通过特征对比,使得 q 与正样本 k_+ 相匹配。

对比损失通过反向传递更新正编码器的参数 ω_q , 而 ω_k 的更新规则与端到端对比学习不同,其为了避免

反向传递导致的动量编码器训练效果不佳问题,更新规则如下:

$$\omega_k \leftarrow m\omega_k + (1 - m)\omega_q \tag{9}$$

式中: $m \in [0,1)$ 是动量因子,通常取非常接近 1 的值。

2 基于自监督网络的故障诊断方法

2.1 基于对称式对比学习的自监督学习策略

所提的基于对称式对比学习的自监督学习策略在 MoCo 的基础上,增加了特征互换模块,以更充分利用有限的负样本自监督信息,从而有效提升模型的特征表达能力。

2.2 数据预处理和网络构建

数据预处理模块,利用原始机械设备的振动数据,通过对数据进行分段,构建包含多类的无标签故障样本集。不同于图形处理领域通过色彩抖动、随机灰度、随机翻转、裁剪等图片增强方式来构造正负样本,在对一维的机械设备振动信号数据的正负样本构建方式,本文通过随机选取不同的批次,作为正样本和负样本,通过采用序列倒转、数据加噪、信号随机置零、信号尺度放大和缩小等 5 种手段对数据进行增强,将选取的增强正样本和负样本批次分别作为网络的输入,从而构建适用于深度神经网络的正负样本集。此外,在特征提取模块,针对正负样本输入,构建了两个独立的特征编码器,所构建的编码器由多个卷积层、批归一化层和池化层的 CNN 构建,用于对正样本和负样本进行深度特征提取和学习;而特征对比模块通过样本之间的相似性和不相似性,构建可度量正样本和负样本的距离函数,通过端到端训练使得 CNN 能够从无标签的样本中学习到不同样本类别的有效判别特征。

2.3 损失函数构建

其损失函数根据 MoCo 框架下的 InfoNCE 可写为:

$$L = -\log \frac{\exp(x \cdot x_+ / T)}{\sum_{x_n \in Sample_{neg}} \exp(x \cdot x_i / T)} \tag{10}$$

式(10)会对比 1 个正样本 x^+ 和 $Sample_{neg}$ 个负样本 x^- 通过多次的采样,对所有的样本都进行相似程度的对比,从而最大化正样本的互信息。

2.4 对称式训练

在原 MoCo 框架中, x^+ 与 x^- 只参与一次计算损失,并无法充分利用负样本自身的多样性监督信息。考虑到 x^+ 与 x^- 本质上皆属于正样本,参考 SimCLR (simple framework for contrastive learning of visual representations)^[19] 自监督策略中的对称式训练思想,构建了基于对称式对比学习的自监督学习方法,具体方案如图 1 所示。

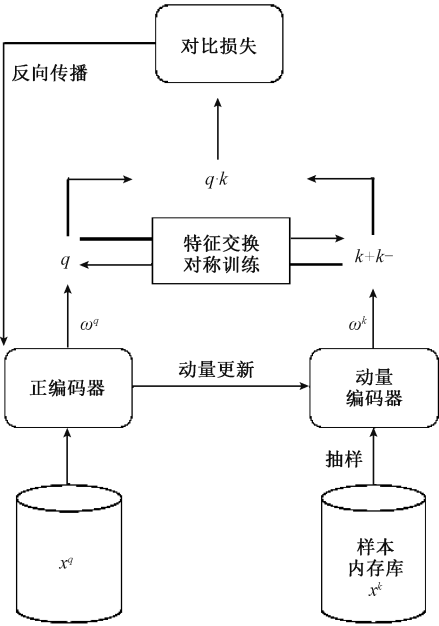


图 1 基于对称式训练 MoCo 的学习策略
Fig. 1 Symmetrical MoCo training strategy

由图 1 可知,将正编码器和动量编码器获取的高维特征,经由式(10)进行一次梯度回传后,通过调换公式中 x^+ 与 x^- 的位置,可获得新的损失函数如下:

$$L = -\log \frac{\exp(x_+ \cdot x / T)}{\sum_{x_n \in Sample_{neg}} \exp(x_+ \cdot x_i / T)} \tag{11}$$

同样两次损失回传都经由动量更新规则更新动量编码器的参数,其公式可表示为:

$$\theta_k \leftarrow m\theta_k + (1 - m)\theta_q \tag{12}$$

综上,所提的基于对称式对比学习的自监督学习策略,通过对调 x^+ 与 x^- 的位置实现了对称式对比训练,其优点在于在一轮循环中,通过对特征输出层进行损失函数的改进,实现了两次损失计算,相比传统 MoCo 更新策略,所提方法明显提高了单轮次的训练效率;通过调换 x^+ 与 x^- 的位置,更充分利用了有限负样本中的自监督信息,有效提升了模型对不同故障类别的特征表达能力和聚类性能。

2.5 故障诊断流程

基于上述的自监督学习策略,所提的基于对称式对比学习的齿轮箱无监督故障诊断方法,诊断框架如图 2 所示,其故障诊断流程总结如下。

1) 从机械设备中获取不同运行工况的振动数据,分段处理后,根据设定的样本批次,从数据集中抽取出正样本与负样本。

2) 构建两个初始结构参数完全一样的卷积特征提取器 q 和 k ,将正样本经过一种数据增强后,作为特征提取器 q 的输入。同时,将正样本与负样本经过另一种数据增强后,作为特征提取器 k 的输入。

3) 卷积特征提取器 q 的输出经过全连接层后获得的高维特征 x , 与卷积特征提取器 k 经过全连接层获取的高维特征 x^+ 与 x_n^- , 共同通过 InfoNCE 计算对比损失。其中, x^+ 与 x 经过不同增强方法后的输出, 因来自同样的样本, 所以视为正样本。相反的, 来自不同样本的输出 x_n^- , 则被视为负样本。计算一次 InfoNCE 并进行梯度回传, 反向更新 θ_q 。该对比任务的本质可以理解成 x 在诸多负样本 x_n^- 的干扰中找寻到经过另一种数据增强后伪装成 x^+ 的自身样本。

4) 根据 MoCo 提供的思路, 引入动量更新机制, 根据 θ_q 来更新 θ_k 。

5) 完成一轮梯度回传后, 引入 SimCLR 自监督辅助任务的损失函数方案, 构建对称式对比学习策略, 通过调换 x^+ 与 x 的位置, 进行损失计算和梯度更新, 并重复步骤 3)、4)。直到达到给定的迭代次数后, 特征提取器 q 便是训练好的特征提取器。

6) 将原始样本输入特征提取器 q , 得到的高维特征, 经过 t-SNE 降维后, 利用模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)聚类, 得到聚类准确率、分类系数(partition coefficient, PC)和划分熵(classification entropy, CE), 通过综合上述 3 种评价指标, 评价所提方法的无监督聚类效果。

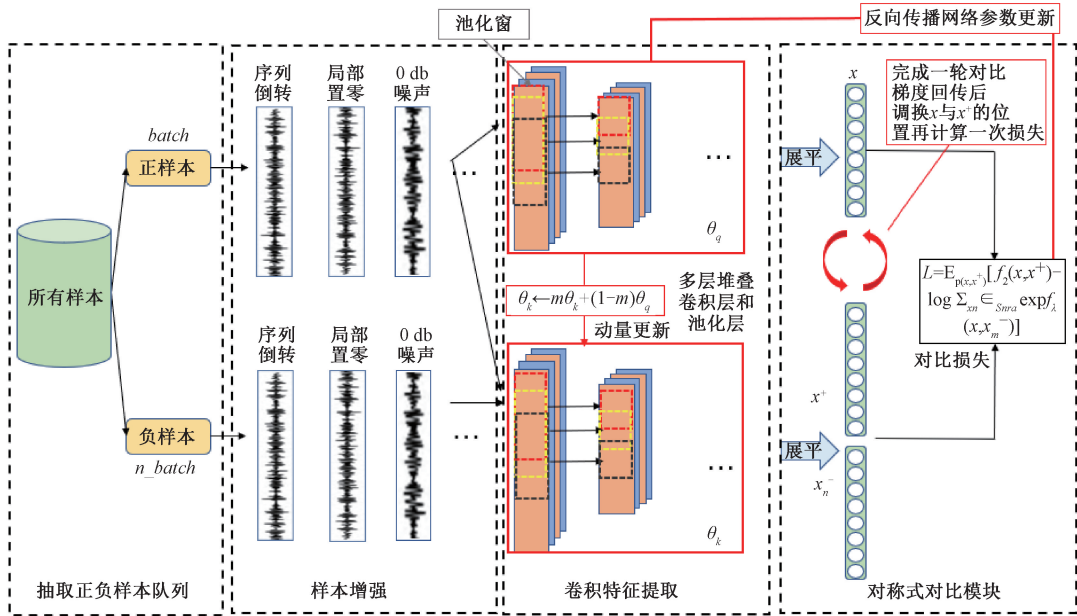


图 2 对称式对比学习的齿轮箱无监督故障诊断框架

Fig. 2 The proposed unsupervised gearbox fault diagnosis framework based on symmetrical contrast learning

3 试验分析

3.1 试验数据集设置

本文使用的测试齿轮箱为三轴五档变速器, 所用旋转机械试验平台如图 3 所示。该变速器有 5 个前进挡和 1 个倒挡, 本文试验变速器挂在第五档。试验中由安装在输出轴承座上的加速度传感器对振动数据进行采集, 齿轮箱实际工作时, 分别运行在 750 与 1 250 r/min 两种转速, 以及搭配 0 和 50 N·m 两种不同加载扭矩, 从而共有 4 种不同的运行工况。信号的采样频率设置为 24 kHz。在轴承内圈和五档齿轮的轮齿上分别设置了不同类型的故障。故障轴承位于输出轴端, 其型号为 NPU311EN。轴承故障设置在轴承的内圈, 故障宽度为 0.2 mm、深度为 1 mm。而故障齿轮是五档齿轮从动轮,

其故障通过对齿的轮齿进行不同程度的线切割加工来模拟不同严重程度的局部型故障, 包括轻度断齿、中度断齿和完全断齿 3 种不同故障类型。同时, 为了进一步增加分类任务的挑战性, 试验中进一步引入了包含轴承内圈故障和齿轮不同严重故障组合的复合故障类型, 因而, 如表 1 所示, 共获得 8 种不同的设备健康状态, 用于无监督故障诊断任务的算法验证。



图 3 旋转机械试验平台

Fig. 3 Rotating machinery experiment platform

表 1 齿轮箱 8 种健康状态

Table 1 The eight health states of gearbox	
故障组别	故障描述
1	五档齿轮正常
2	五档齿轮轻度断齿
3	五档齿轮中度中断
4	五档齿轮完全断齿
5	内圈 0.2 mm
6	内圈 0.2 mm+五档齿轮轻度磨损
7	内圈 0.2 mm+五档齿轮中度磨损
8	内圈 0.2 mm+五档齿轮断齿

3.2 参数设置

本文所有算法都在一台台式机上运行和比较,该计算机 CPU 型号为 Intel Core i7-9750H, GPU 型号为 Geforce GTX 1660 Ti(6 G 显存),拥有 16 G 运行内存。实验部分的特征增强方式分别采用加噪声和序列倒转两种训练方式,神经网络利用深度学习框架 Pytorch 构建模型,训练采用的优化器为 SGD,学习率设置为 0.000 1, momentum 设置为 0.99, weight_decay 设置为 5×10^{-4} ,正样本的批量 batch 设置为 16,负样本批量 n_batch 设置为 128,迭代次数为 200 次,并且学习率以余弦函数随训练逐步递减,构建的特征提取器,其参数结构如表 2 所示。

表 2 特征提取器 q 与 k 的参数设置

Table 2 Parameters of feature extraction q and k				
层类型	激活函数	核尺寸	步长	输出维度
输入	-	-	-	(2 048,1)
卷积层 1	ReLU	64	16	
批归一化	-	-	-	(62,16)
最大池化层	-	2	2	
卷积层 2	ReLU	3	1	
批归一化	-	-	-	(30,32)
最大池化层	-	2	2	
卷积层 3	ReLU	3	1	
批归一化	-	-	-	(14,64)
最大池化层	-	2	2	
卷积层 4	ReLU	3	1	
批归一化	-	-	-	(6,64)
最大池化层	-	2	2	
卷积层 5	ReLU	3	1	
批归一化	-	-	-	(2,64)
最大池化层	-	2	2	
全连接层	-	-	-	(128,1)

3.3 正负样本构建

为确保有足够的样本量来训练网络,从原始信号中,通过加窗截取一定长度的数据段来构成单个训练样本。综合考虑样本长度和样本量对实验结果的影响,选取每个样本的长度为 2 048 个点,相邻样本点无重合。实验中涉及信号对正负样本的增强操作,采用了序列倒转、加噪(0 db)、加噪(1 db)、信号随机置零、信号随机放大 3~8 倍以及信号随机缩小 3~8 倍共 6 种方法,以上随机比例为 25%。将以上两两组合,在其中一个试验上进行交叉对比,得到效果最好的增强组合为序列倒转+加噪(0 db),并用于后续的试验验证。故本文采用以上两种方法分别对正样本和负样本进行信号增强,作为最终网络的样本输入。

3.4 聚类性能评价

将通过基于对称式对比学习策略训练得到的特征提取器,提取到的 128 维的高维特征,作为 t-SNE 的输入,输出二维的特征,进一步利用 FCM 算法进行无监督聚类识别,验证本方法的有效性和准确性。FCM 是一种基于划分隶属度的一种无监督聚类算法,通过计算样本点对聚类中心的隶属度总和,迭代得到聚类中心使得下式函数数字总和最小化从而实现自动化聚类的算法。其目标函数如下:

$$J = \sum_{m=1}^A \sum_{n=1}^k \mu_{mn}^i \|x_m - c_n\|^2$$

(13)

式中: A 为样本数目; k 为聚类中心个数; i 用于控制模糊重叠程度; x_m 是第 m 个样本点; c_n 是第 n 个聚类中心; μ_{mn}^i 是 x_m 在第 n 个聚类簇中的隶属程度。

同时,为综合评估算法的性能,进一步引入 PC 和 CE,用于评估特征聚类效果。PC 数值越大,CE 数值越小,则聚类性能越好,PC 和 CE 的定义如下:

$$V_{pc} = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \frac{u_{ki}^2}{n}$$

(14)

$$V_{ce} = - \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \frac{u_{ki} \times \log(u_{ki})}{n}$$

(15)

式中: K 表示聚类数目; u_{ki} 是隶属度函数,表示第 i 个样本属于第 k 分类的隶属度; n 为样本总数。

3.5 比较的无监督故障诊断方法

将对称式训练 MoCo 与以下几种经典的无监督故障诊断方法进行比较,以验证所提方法的有效性和优越性。

1) EWT+MPE^[6],该方法通过 EWT 对原始振动信号进行分解,得到若干本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),通过相关性分析筛取最优模态值,并在多个尺度下计算排列熵值,得到降维后的特征。

2) 改进 EWT+MPE 方法^[7],该方法采用最大熵谱估计法对经验小波分解部分进行了改进,避免了传统 EWT 过切

分的问题,通过对分解的本征模态函数获得对应的降维后的特征。

3) SAE 方法^[9],该方法以幅值谱信号作为输入,编码器网络参数为 (1 024,800),(800,600),(600,300),(300,128)。激活函数为 ReLU,batchsize 选择为 64,训练器为 Adam,其降维后的特征维度与所提方法保持一致。

4) ETEC 方法^[17],该方法采用 mini-batch 的方式输入负样本,并且不采用动量更新规则,其余参数及网络结构与所提方法相同。

5) MoCo 方法^[16],该方法的结构与所提方法相同,区别是不进行对称式训练学习。

在特征提取阶段,针对传统信号处理方法和比较的无监督深度学习聚类方法,通过对训练样本进行不同的特征提取步骤后,输入到 FCM 进行无监督聚类,其他样本则用于测试。

3.6 结果及分析

1) 无监督条件下齿轮故障诊断

为验证验证模型的无监督聚类能力和特征提取泛化能力,在 750 r/min,50 N·m 工况下,取 3 000 个样本,按照 9:1划分为训练集和测试集。不同的特征提取方法的结果如表 3 所示,由表 3 可以看出,相较于深度学习诊断方法,基于信号处理技术的 EWT+MPE 与改进 EWT+MPE 分别取得了 93.75%和 98.91%的聚类准确率,这是由于 EWT 可自适应提取具有紧支撑傅里叶频谱的 AM-FM 成分,得到了有实际意义的特征信息。虽然改进 EWT+MPE 的准确率高于深度学习 SAE 方法,但因其需专家经验对特征进行有针对性的选择,处理过程繁琐,没有深度学习方法的模型构建快速而简便,因而并不是最优的选择方案。

表 3 不同方法的聚类准确率及聚类指标

Table 3 Cluster accuracy and index of different methods

方法	平均准确率/%	PC	CE
EWT+MPE	93.75	0.864 9	0.291 0
改进 EWT+MPE	98.91	0.848 3	0.359 4
ETEC	83.57	0.725 8	0.584 2
SAE	97.73	0.808 6	0.454 0
MoCo	99.60	0.732 4	0.609 2
对称式训练 MoCo	100	0.967 8	0.106 3

对于深度学习无监督诊断方法,SAE 的聚类准确率可达到 97.73%,而 ETEC 对比学习方法的聚类性能较差,聚类准确率只有 83.57%,可能原因在于 ETEC 对比学习方法无法利用可大量构造负样本的样本内存库以及使用动量更新规则,导致 ETEC 方法没有传统深度学习无监督诊断方法有优势。另一个方面,SAE 因为只利用了输入与输出样本本身整体重构信息对网络进行更新,而没

有利用样本本身自带的监督信息,其特征提取性能不如采用 CNN 结构的 MoCo 无监督诊断方法,可以看到,在 PC 与 CE 两类评价指标上,SAE 只获得了 0.808 6 和 0.454 0,ETEC 获得了 0.725 8 和 0.584 2,在聚类性能上,其学习能力有所不足。

对比可知,本文所提对称式训练 MoCo 方法取得最好的聚类结果,准确率达到 100%,而且 PC 和 CE 都处于最优状态,分别为 0.967 8 和 0.106 3。此外,没有采用对称式训练的普通 MoCo 方法也取得了 99.6%的准确率,但进一步考虑体现聚类区分度的 PC 和 CE 的指标,所提的对称式训练 MoCo 方法,明显取得了更好的结果,主要原因在于对称式训练方法在特征对比阶段对调了正样本,多利用了负样本的内在监督信息,计算了一次损失,使得特征提取器在相同的迭代次数内更深入地学习了不同样本间的对比差异,从而有助于获得更优的无监督聚类结果。

为更直观地体现所提方法的有效性,将所提方法与其他方法提取的特征,通过 t-SNE 将特征维度降至二维并以散点图形式表现出来,结果如图 4 所示。

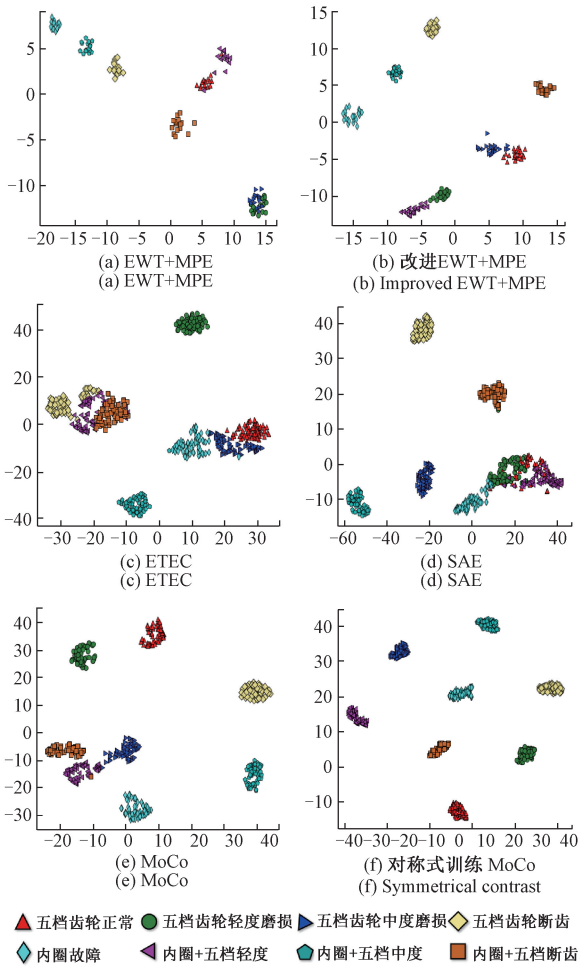


图 4 不同方法提取特征可视化图

Fig. 4 Visualizations of learned features with different methods

由图 4 可以发现,与上述获得的诊断精度类似,基于自监督学习的对比 MoCo 方法和所提的对称式训练 MoCo 方法获得了明显比其它方法更好的结果,特别是所提方法,能够将不同健康状态的样本进行很好区分的同时,将同类样本进行很好聚类,呈现了更优的特征提取能力和良好的聚类性能。

2) 跨工况下的故障诊断与模型泛化

为进一步探究所提模型的鲁棒性和泛化性能,基于不同的工况泛化任务,设置了 4 种工况下的无监督聚类任务,如表 4 所示。在实际的测试中,将一个工况的数据集当作训练数据集对网络进行训练,而其他工况的数据集当作测试数据集进行性能测试,从而可以构造 12 种不同的工况泛化任务,用于对所提方法和其他比较的方法的聚类性能进行综合评估。需要注意的是,与迁移学习方法不同,迁移学习核心是运用已有的知识来学习新的知识^[20],其通常需要全部用到两个工况下的数据集(如一个工况下的标签数据,另外一个工况下的标签或者无标签数据),通过模型调优策略或者域适配策略迁移源域诊断知识到目标域任务,而所提方法只利用一个工况下的数据(无标签样本)训练所提的网络模型,同时用其他工况下的数据(无标签样本)进行测试,因而可以有效的验证所提方法在不同工况下的泛化性能。以表 5 所示第 1 种泛化测试任务为例,本方法只利用工况 A (750 r/min、0 N·m)下的数据,通过无监督对称式对比学习训练所提网络,并利用剩下 3 个工况 B (750 r/min、50 N·m)、C (1 250 r/min、0 N·m)、D (1 250 r/min、50 N·m)下获取的数据,分别输入到训练的网络中,通过利用 3 种无监督聚类性能指标,进行模型的泛化性能测试。

表 4 不同工况任务设置	
Table 4 Setting of different working condition	
工况	标号
750 r/min 0 N·m	A
750 r/min 50 N·m	B
1 250 r/min 0 N·m	C
1 250 r/min 50 N·m	D

鉴于传统的信号处理方法,依赖于专家知识进行特征提取,在特征学习上具有局限性。因此,只对基于深度神经网络结构 ETEC、SAE 和普通 MoCo 和所提的对称式训练 MoCo 方法进行泛化性能比较。相关方法在 12 种工况泛化任务上的结果如表 5 所示。

从结果可看出,在 12 种工况泛化任务上,基于自编码结构的 SAE 深度无监督学习方法,其聚类的平均准确率波动较大,在任务 A-C 上,SAE 可以获得 96.48% 的聚类精度,然而在其他任务如 C-B 上,SAE 只获得了

表 5 不同方法工况泛化聚类准确率					
Table 5 Cluster accuracy of different methods					%
工况	方法	A	B	C	D
A	ETEC		79.82	88.21	87.32
	SAE	—	78.35	96.48	88.73
	MoCo		75.52	84.86	89.96
	对称式训练 MoCo		100.00	100.00	100.00
B	ETEC	86.61		73.21	85.35
	SAE	90.67	—	95.25	85.56
	MoCo	95.77		78.17	88.03
	对称式训练 MoCo	100.00		100.00	99.21
C	ETEC	90.71	79.64		70.61
	SAE	75.00	63.56	—	90.32
	MoCo	95.25	88.56		94.01
	对称式训练 MoCo	100.00	100.00		100.00
D	ETEC	88.93	80.54	76.61	
	SAE	81.69	73.59	95.42	—
	MoCo	81.34	79.23	77.64	
	对称式训练 MoCo	99.80	98.02	99.80	

63.56%,显示其提取的特征对工况较为敏感,难以应对变工况下的无监督聚类需求。同时,采用对比学习的 ETEC 方法虽然在个别工况下(如 C-A、D-A)表现略优于 MoCo 方法,但 ETEC 对工况的泛化性能较差,在 C-D 工况泛化任务中,只取得了 70.61% 的准确率,故 ETEC 的稳定性和泛化性能较差。

对比的,针对自监督学习框架的普通 MoCo 和所提对称式训练 MoCo,在不同的工况泛化任务上,相比无监督的深度学习方法,其明显获得了更高的聚类精度;尤其对称式训练 MoCo 方法在不同的工况泛化任务上,都获得了非常高的聚类精度,其最低聚类精度都可以达到 98.02%,最高聚类精度可达到 100%,显示了良好的稳定性和聚类性能。

此外,以工况泛化任务 A-B 和 D-C 为例,将上述通过深度网络结构提取的 128 高维特征,通过 t-SNE 进行可视化,结果如图 5 和 6 所示。

从可视化结果可以看出,基于自监督学习的普通 MoCo 相比基于深度学习的 SAE 方法具有更好的聚类性能,在同类样本上,能够较好聚类,不同样本上能够很好区分。同时,可以看到,所提对称式训练 MoCo,获得了最优的结果,在两种任务上,所有类别都能很好区分,没有误重叠,同时相同类别样本也能很好聚类,进一步验证了所提方法在无监督聚类上的可行性和优越性。

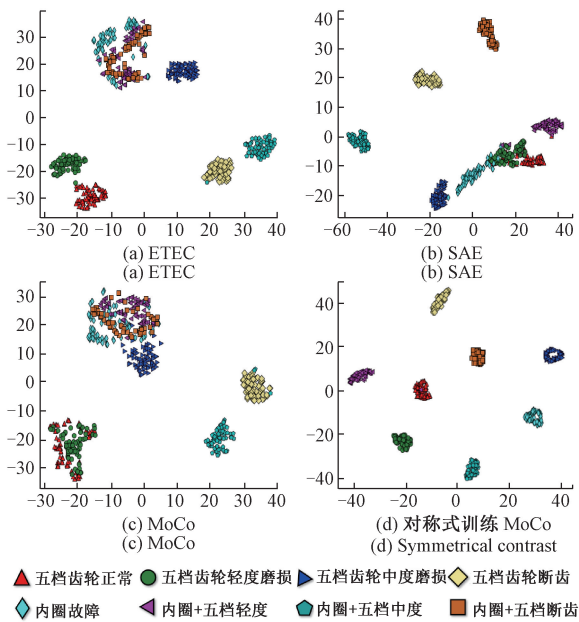


图 5 不同方法的工况 A-B 泛化可视化结果

Fig. 5 Visualization of task A-B with different methods

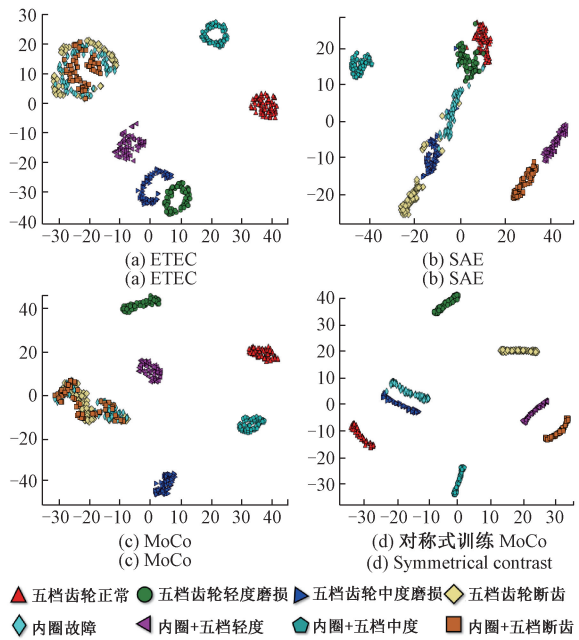


图 6 不同方法的工况 D-C 泛化可视化结果

Fig. 6 Visualization of task D-C with different methods

4 结 论

本文利用自监督学习的对比学习策略,提出了一种基于对称式对比学习的无监督故障诊断方法。所提方法通过构造正负样本对比的辅助任务,从信号增强的方式

切入,注入样本本身的标签先验知识,能够端到端地训练深度神经网络特征提取器,提取故障信号的判别特征。有效克服了现有的基于信号处理方法和基于深度学习的无监督智能故障诊断方法的局限性。通过将所提方法在平稳工况下以及跨工况下的齿轮箱无监督故障诊断任务上综合验证,并与已有的 EWT+MPE,改进 EWT+MPE, SAE 以及对比学习方法包括 ETEC 和普通 MoCo 进行比较,验证了所提方法具有更好的聚类准确率和更好的工况泛化性能,为解决无监督故障诊断问题提供了一种新的有效途径。

参考文献

[1] 牛乾. 机械旋转部件的性能退化及其寿命预测方法研究[D]. 杭州:浙江大学,2018.

NIU Q. Study on performance degradation and life prediction of mechanical rotary componets [D]. Hangzhou: Zhejiang University,2018.

[2] 张翔,赵群. 大数据时代中国制造业创新发展试述[J]. 机械制造,2015,53(8):1-5.

ZHANG X, ZHAO Q. Prospects on innovation and development of China's manufacturing industry at big data era[J]. Machinery, 2015, 53(8):1-5.

[3] 周建民,李家辉,尹文豪,等. 基于 CEEMDAN 和 PSO-OCSVM 的滚动轴承性能退化评估[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(7):194-201.

ZHOU J M, LI J H, YIN W H, et al. Evaluation of rolling bearing degradation performance based on CEEMDAN and PSO-OCSVM [J]. Journal of Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (7): 194-201.

[4] HUANG W, KONG F, ZHAO X. Spur bevel gearbox fault diagnosis using wavelet packet transform and rough set theory [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018,29(6):1257-1271.

[5] PARK S, KIM S, CHOI J H. Gear fault diagnosis using transmission error and ensemble empirical mode decomposition [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2018, 108: 262-275.

[6] 赵荣珍,李霖蒲,邓林峰. EWT 多尺度排列熵与 GG 聚类的轴承故障辨识方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2019, 39(2):416-423,451.

ZHAO R ZH, LI J P, DENG L F. Method integrate EWT

- multi-scale permutation entropy with GG cluster for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2019, 39(2): 416-423, 451.
- [7] 程铁栋, 易其文, 吴义文, 等. 改进 EWT_MPE 模型在矿山微震信号特征提取中的应用[J]. 振动与冲击, 2021, 40(9): 92-101.
- CHENG T D, YI Q W, WU Y W, et al. Application of improved EWT_MPE model in feature extraction of mine micro-seismic signals [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(9): 92-101.
- [8] 史庆军, 郭晓振, 刘德胜. 基于特征量融合和支持向量机的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 104-111.
- SHI Q J, GUO X ZH, LIU D SH. Bearing fault diagnosis based on feature fusion and support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(10): 104-111.
- [9] TAN J, LU W, AN J, et al. Fault diagnosis method study in roller bearing based on wavelet transform and stacked auto-encoder [C]. 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC), 2015: 4608-4613.
- [10] GUO X, CHEN L, SHEN C. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 93: 490-502.
- [11] PAN T, CHEN J, ZHOU Z. Intelligent fault diagnosis of rolling bearing via deep-layerwise feature extraction using deep belief network [C]. International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control (SDPC), 2018: 509-514.
- [12] HOANG D T, KANG H J. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image [J]. Cognitive Systems Research, 2018, 53: 42-50.
- [13] LI X, FU X M, XIONG F R, et al. Deep learning-based unsupervised representation clustering methodology for automatic nuclear reactor operating transient identification[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 204: 106178.
- [14] 王震, 黄如意, 李霁蒲, 等. 一种用于故障分类与预测的多任务特征共享神经网络[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 169-177.
- WANG ZH, HUANG R Y, LI J P, et al. Multi-task feature sharing neural network used for fault diagnosis and prognosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 169-177.
- [15] 余博, 田福庆, 梁伟阁. 基于深度卷积变分自编码网络的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 27-35.
- SHE B, TIAN F Q, LIANG W G. Fault diagnosis based on a deep convolution variational autoencoder network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 27-35.
- [16] HE K, FAN H, WU Y, et al. Momentum contrast for unsupervised visual representation learning [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 9726-9735.
- [17] HÉNAFF O J, SRINIVAS A, DE FAUW J, et al. Data-efficient image recognition with contrastive predictive coding [C]. International Conference on Machine Learning, PMLR, 2020: 4182-4192.
- [18] WU Z, XIONG Y, YU S, et al. Unsupervised feature learning via non-parametric instance discrimination [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3733-3742.
- [19] CHEN T, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A simple framework for contrastive learning of visual representations [C]. International Conference on Machine Learning, PMLR, 2020: 1597-1607.
- [20] TAN C, SUN F, KONG T, et al. A survey on deep transfer learning [C]. International Conference on Artificial Neural Networks, Springer, 2018: 270-279.

作者简介



李巍华, 分别在 1995 年和 1998 年于太原理工大学获得学士学位和硕士学位, 2003 年于华中科技大学获得博士学位, 现为华南理工大学教授, 主要研究方向为装备智能运维、数字孪生、智能网联汽车的环境感知、路径规划、工业大数据等

E-mail: whlee@scut.edu.cn

Li Weihua received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Taiyuan University of Technology in 1995 and 1998,

respectively, and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2003. He is currently a professor at South China University of Technology. His main research interests includes intelligent maintenance and health management, digital twins, environment perception & path planning for intelligent connected vehicles and industrial big data.



何琛, 2019 年于东北大学获得学士学位, 现为华南理工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能故障诊断、深度学习理论研究和应用。

E-mail: brotherzong@ gmail. com

He Chen received his B. Sc. degree from Northeastern University in 2019. He is currently a M. Sc. candidate at South China University of Technology. His main research interests

include intelligent fault diagnosis, deep learning theory and application.



陈祝云 (通信作者), 2013 年在南京农业大学获得学士学位, 2020 年在华南理工大学获得博士学位, 现为华南理工大学博士后, 主要研究方向为深度迁移学习, 信号处理, 智能故障诊断。

E-mail: mezychen@ scut. edu. cn

Chen Zhu Yun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Nanjing Agricultural University in 2013, and Ph. D. degree from South China University of Technology in 2020. He is currently a postdoctoral fellow at South China University of Technology. His main research interests include deep transfer learning, dynamic signal processing and intelligent fault diagnosis.