

王磊, 刘培培. 基于多尺度分支融合的智能故障诊断方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 100-105. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240715

基于多尺度分支融合的智能故障诊断方法

王磊¹, 刘培培^{1,2}

(1 河钢数字技术股份有限公司, 石家庄 050035; 2 雄安威赛博智能科技有限公司, 河北 雄安 070001)

摘要: 轴承作为旋转机械的关键零部件, 其健康状态检测对于保证工业生产安全具有重要的作用, 基于人工分析的方法已经无法满足当前大型复杂设备的故障诊断需求。随着人工智能的发展, 以卷积神经网络为代表的深度学习模型逐渐成为智能故障诊断领域的主流方法, 然而大多数智能轴承故障诊断模型仅仅采用单分支和单尺度的故障特征, 严重限制了特征的丰富度和诊断精度。本文提出一种基于多尺度分支融合的智能故障诊断方法, 采用多个并行的卷积分支提取故障信号的多尺度特征; 通过特征融合将这些多尺度特征进行融合互补; 最后, 将融合互补后的特征进行故障诊断。实验结果表明, 本文的方法可以有效地提高故障诊断的精度, 对于工业设备的故障预测与健康管理具有重要的意义。

关键词: 故障诊断; 深度学习; 卷积神经网络; 多尺度分支; 轴承

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0100-06

A multi-scale branch fusion method for intelligent bearing diagnosis

WANG Lei¹, LIU Peipei^{1,2}

(1 Hegang Digital Technology Co., Ltd. Shijiazhuang 050035, China;

2 Xiongan Weisaibo Intelligent Technology Co., Ltd. Xiongan 070001, Hebei, China)

Abstract: As a key component of rotating machinery, bearing health detection plays an important role in ensuring the safety of industrial production. Methods based on manual analysis can no longer meet the current fault diagnosis needs of large and complex equipment. With the development of artificial intelligence, the deep learning model represented by convolutional neural network has gradually become the mainstream method in the field of intelligent fault diagnosis. However, most of the intelligent bearing fault diagnosis models only use single branch and single scale fault features, which severely limits the feature richness and diagnostic accuracy. Therefore, this paper proposes an intelligent fault diagnosis method based on multi-scale branch fusion. Specifically, the method uses multiple parallel convolutional branches to extract the multi-scale features of the fault signal, fuses these multi-scale features to complement each other through feature fusion, and finally performs fault diagnosis with the fused and complemented features. Experimental results show that the method in this paper can effectively improve the accuracy of fault diagnosis, which is of great significance for fault prediction and health management of industrial equipment.

Key words: fault diagnosis; deep learning; convolutional neural networks; multi-scale branch; bearing

0 引言

近年来,随着“工业 4.0”和“中国制造 2025”等国家战略的推进,中国的制造设备朝着复杂化、自动化和智能化的方向发展^[1]。设备故障监测和健康管理作为智能制造的重要组成部分,受到了工业界和学术界的广泛关注^[2]。轴承作为旋转机械的关键零部件,由于其安装不当、润滑不良、转速过高以

及强烈的冲击载荷等影响,极易发生损伤或损坏^[3]。轴承故障是机器设备失效的重要原因之一,其运行状态直接影响机械系统的安全可靠性。因此,对轴承健康状态进行有效的监测,有利于避免生产事故,减少人员伤亡和经济损失^[4]。

早期的轴承故障诊断主要利用传统的信号处理技术识别故障特征频率。樊薇等^[5]通过构建最优冗余小波基底,将振动信号中的瞬态冲击成分转化

基金项目: 2023 年工信部工业互联网创新发展工程(ZTZB-23-990-020); 河北省省级科技计划资助-重大科技成果转化专项(23280101Z)。

作者简介: 王磊(1975-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向:软件设计,自动化。Email: wanglei@hbisco.com

收稿日期: 2023-01-24

为稀疏表示系数,从而实现强背景噪声下弱故障特征的有效提取。马新娜等^[6]将谱峭图算法应用于共振解调,过滤掉原始信号中的高频成分,从而保留频率较低的故障信号成分,实现轴承故障识别;此外,齐咏生等^[7]利用聚合经验模态分解和能量算子解调,提取信号的瞬时频率和包络信号,利用幅值信息确定轴承故障原因;李宗辉等^[8]使用遗传算法搜索最优变分模态分解的参数,结合包络谱分析方法得到故障特征频率,从而判断故障类型。虽然,基于传统信号处理的方法在故障诊断中取得了较好的进展,但是诊断效果取决于方法的选择和参数确定,意味着诊断精度很大程度上依赖于人工设计的特征。因此,为了更加方便地使用这类方法,实际应用过程中会将其集中在专家系统中^[9]。

随着传感器技术、物联网技术和人工智能技术的快速发展,故障诊断也朝着规范化、平台化和智能化的方向发展^[10]。基于数据驱动的深度学习方法逐渐成为智能故障诊断领域的主流范式^[11]。深度学习作为一种具有自动特征提取和分类能力的特殊智能方法,在计算机视觉、语音识别和自然语言处理等智能领域取得了显著的成功,最近又被引入到旋转机械故障诊断中。刘林密等^[12]将一维振动信号转换为矩阵输入二维卷积神经网络中,实现了 10 种轴承故障的识别;程亮等^[13]将注意力机制嵌入到一维卷积神经网络中,利用改进樽海鞘群算法对模型参数进行优化,有效减少了模型训练时间;殷海双等^[14]将深度可分离卷积融入残差网络中,在保证诊断精度同时极大地减少了模型的参数量。

机械设备通常需要在不同的转速下工作以满足不同的生产需求,导致不同转速下相同故障的特征频率具有较大差异^[15]。尽管以卷积神经网络为代表的智能故障诊断方法取得了较高的诊断精度,但是其仅关注单分支单尺度的特征,忽略了丰富的多尺度特征,严重限制了模型的诊断精度和泛化能力。因此,本文提出一种多尺度分支融合的智能故障诊断方法,利用 3 个分支模块提取故障信号的多尺度特征,并利用残差学习结构来融合多尺度特征,利用融合后的丰富多尺度特征进行故障识别。在 3 个不同的轴承数据集进行实验,表明了本文的方法能够有效提高模型的泛化性能,提高模型的诊断精度。

1 基于多尺度分支融合的卷积神经网络

通常,机械设备需要以不同速度进行工作以满足生产需求,导致测量的振动信号在时间尺度上会具有相当大的内部差异。当前智能故障诊断方法仅利用单分支单尺度的卷积神经网络提取特征,难以捕获多尺度故障特征,极大地限制了诊断性能。虽然,可以利用多种不同采样率的传感器进行数据融合,但极大地增加了经济成本和信号采集系统的复杂性。因此,实际工业生产中收集的大多数振动数据只是单一信号,因此对不同的输入信号进行融合的策略在理论上是不可行的。为此,本文提出一种多尺度分支融合的智能故障诊断方法。

1.1 模型结构

本文提出的模型整体架构如图 1 所示,主要由多尺度分支模块、多尺度融合模块和诊断模块组成。

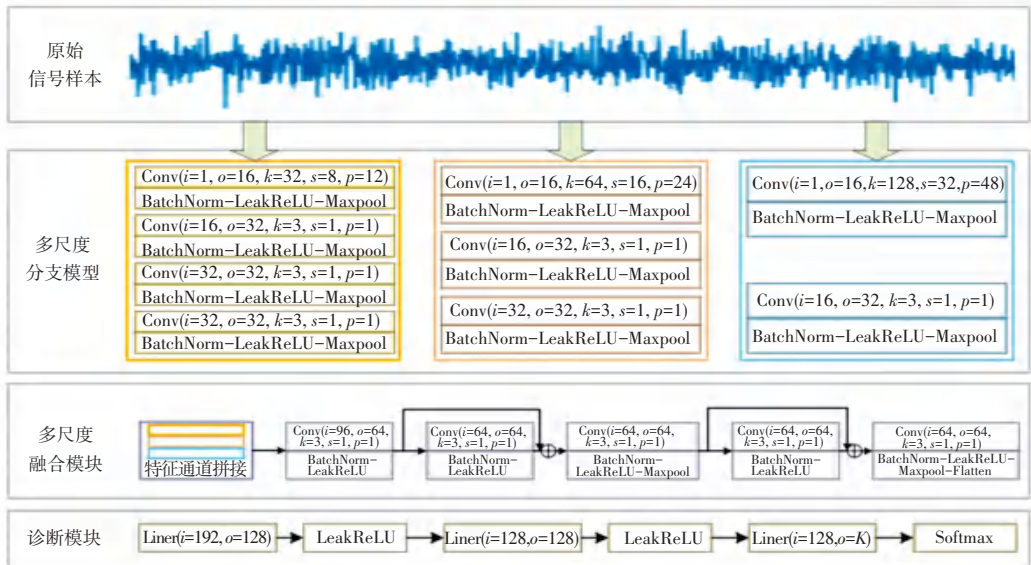


图 1 模型整体架构

Fig.1 Overall architecture of the model

多尺度分支模块:原始信号经过最大最小归一化之后经过3个卷积分支,3个卷积分支主要区别是第一层卷积核的尺度不同,分别为32、64和128。通过各自的卷积分支分别从原始型号中提取不同尺度的特征。

多尺度融合模块:经过多尺度分支模块,原始信号提取了3种不同尺度的故障特征。为了将这3种特征进行融合,本文首先将这3个尺度的特征按照通道维度进行拼接,经过2层残差结构进行融合,从而得到具有丰富多尺度信息的故障特征。

诊断模块:由3个全连接层和Softmax组成的分类模块,其中Softmax可以输出不同故障的预测概率。 \hat{p}_i 为第*i*种故障的预测概率,其计算方式如公式(1)所示:

$$\hat{p}_i = \text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad (1)$$

其中, z_i 为最后一层全连接层输出的第*i*个值, K 为故障种类数量。



(a) 西储大学轴承实验平台

(b) 帕德博恩大学轴承实验平台

(c) 西安交通大学轴承实验平台

图2 轴承实验平台

Fig. 2 Bearing experimental platform

西储大学轴承故障数据集主要由电机、风扇端/驱动端轴承、扭矩传感器和编码器以及功率测量仪组成^[16]。其中,驱动端轴承为测试轴承,型号为6205型的深沟球轴承,振动信号的采集频率为12 kHz。在4种不同工况条件下,采集了10种不同健康状态的轴承振动信号:正常,3个不同严重程度的内环故障、外环故障及滚动体故障。

帕德博恩大学轴承故障数据集主要由驱动电机、扭矩测量器、测试轴承、飞轮和负载电机组成^[17]。测试轴承型号为6203型的深沟球轴承,振动信号的采集频率为64 kHz。在4种不同工况条件下,采集了10种不同健康状态的轴承振动信号:正常,3个不同严重程度的内环故障、外环故障和复合故障。

西安交通大学轴承故障数据集主要由驱动电机、振动传感器、负载模块、飞轮、测试轴承和信号采

1.2 模型损失函数

本文采用交叉熵损失函数来优化模型参数 θ ,其中损失函数值的计算如式(2)所示:

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^K p_i \cdot \log \hat{p}_i \quad (2)$$

其中, M 为样本数量; K 为故障类别数量; p_i 为第*i*类故障真实概率; \hat{p}_i 为第*i*种故障的预测概率。 $\hat{\theta}$ 为通过最小化损失函数 \mathcal{L} 所得到模型参数的估计值,优化目标如公式(3)所示:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \mathcal{L} \quad (3)$$

此外,训练的批次大小为64,优化器采用Adam,学习率使用0.0005,总训练轮次为20轮。

2 轴承故障数据集

本文选取3个不同平台的轴承故障数据集进行实验,分别为美国西储大学轴承故障数据集、德国帕德博恩大学轴承故障数据集以及中国西安交通大学轴承故障数据集。轴承实验平台如图2所示。

集仪组成^[18]。其中,测试轴承型号为6203型的深沟球轴承,振动信号的采集频率为25.6 kHz。在4种不同工况条件下,采集了7种不同健康状态的轴承振动信号:正常,3个不同严重程度的内环故障和外环故障。

针对上述3种轴承振动信号,利用滑动窗口法对每个样本信号进行截取,样本的长度为2048,每种工况下每种健康状态样本数量为400。特别地,为了保证每个样本包含一个完整的振动周期,在帕德博恩轴承数据上,需要对样本截取前对原始振动信号进行8倍等距下采样。此外,数据选取每个数据集的样本数量的70%作为训练集,30%作为测试集,详细的数据集描述见表1。在工况列中,“0HP-1797 r/min”驱动电机的负载为0马力,轴承转速为1797转/分钟;“0.7 N·m-1000 N-1500 r/min”表示扭矩负载为0.7 N·m,径向负载为1000 N,轴

承转速为 1 500 转/分钟;“~600 r/min”表示轴承转速约为 600 转/分钟。此外,在“故障类型”列中,以“外圈中度故障(5)”为例,轴承内圈轻度状态的故障标签为 5。所有的信号样本利用最大最小方法进行

行归一化,归一化后的信号值为 x' , 如式(4)所示:

$$x' = x - x_{\min} / x_{\max} - x_{\min} \quad (4)$$

其中, x 为原始的信号值, x_{\min} 和 x_{\max} 为原始信号样本的最小值和最大值。

表 1 数据集描述

Table 1 Description of dataset

数据集	工况	故障类型	训练集数量	测试集数量
西储大学	0 HP-1 797 r/min;	健康(0)	11 200	4 800
	1 HP-1 772 r/min;	内圈轻度故障(1)、内圈中度故障(2)、内圈重度故障(3)		
	2 HP-1 750 r/min;	外圈轻度故障(4)、外圈中度故障(5)、外圈重度故障(6)		
	3 HP-1 730 r/min;	滚子轻度故障(7)、滚子中度故障(8)、滚子重度故障(9)		
帕德博恩大学	0.7 N · m-1 000 N-1 500 r/min	健康(0)	11 200	4 800
	0.7 N · m-1 000 N-900 r/min	内圈轻度故障(1)、内圈中度故障(2)、内圈重度故障(3)		
	0.1 N · m-1 000 N-1 500 r/min	外圈轻度故障(4)、外圈中度故障(5)、外圈重度故障(6)		
	0.7 N · m-400 N-1 500 r/min	复合轻度故障(7)、复合中度故障(8)、复合重度故障(9)		
西安交通大学	~ 600 r/min	健康(0)	7 840	3 360
	~ 1 200 r/min	内圈轻度故障(1)、内圈中度故障(2)、内圈重度故障(3)		
	~ 1 800 r/min	外圈轻度故障(4)、外圈中度故障(5)、外圈重度故障(6)		
	~ 2 400 r/min			

3 诊断结果分析

3.1 训练过程和诊断精度分析

为了验证本文提出方法的有效性,本文在 3 个不同的轴承故障诊断数据集上进行实验,并与单分

支单尺度的 WDCNN (Wide first-layer kernels Deep Convolutional Neural Networks) 模型^[19] 进行比较,以证明本方法的优越性。在 3 个数据集的训练集和测试集上的损失值和诊断精度曲线如图 3 所示。

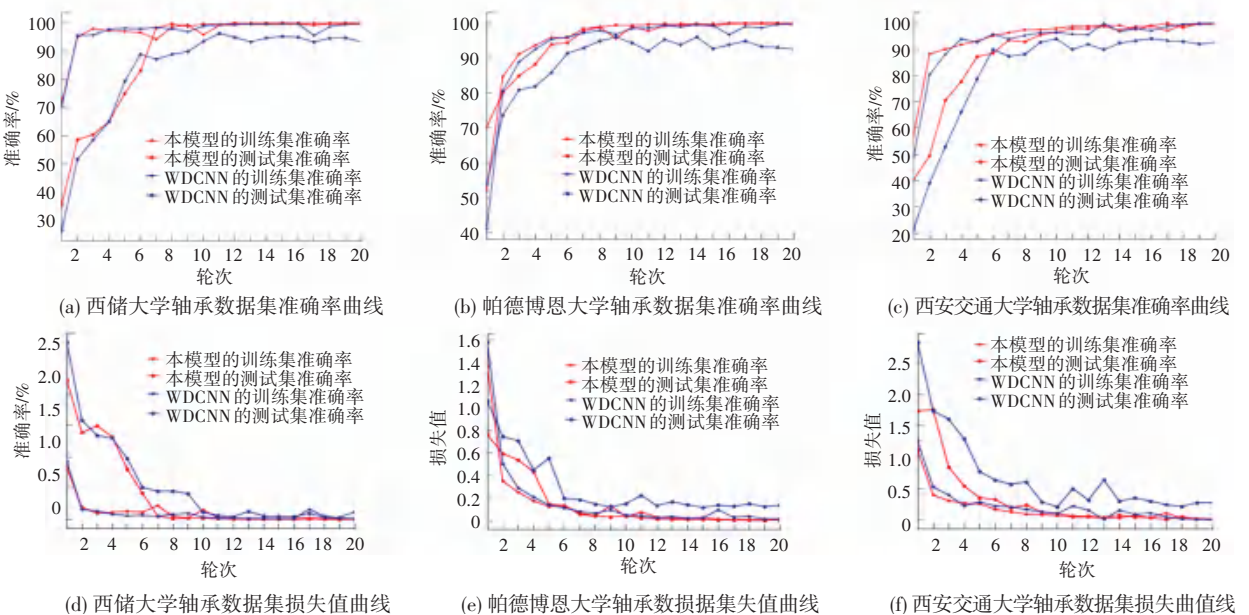


图 3 训练集和测试集上的损失值和诊断精度曲线

Fig. 3 Loss and diagnostic accuracy curves on training and test datasets

从图 3(a)~(c)可以看出,本文的模型和 WDCNN 模型随着训练进行,在训练集上的准确率都逐步提升,最终达到一个接近 100%的准确率,可见本文的模型和 WDCNN 模型均没有欠拟合问题。而在测试集的准确率上,本文的模型依旧可以达到和训练集几乎相同的诊断精度,但 WDCNN 模型在测试集上的准确率要低于训练集上的准确率,在 3 个测试集上的准确率只能到达 92%左右。相较之下,本文提出模型在测试集上准确率可以达到 100%左右,优于 WDCNN 模型。从图 3(d)~(f)可以得到相同的结论,本文的模型在测试集上的损失值要低于 WDCNN 模型在测试集上的损失值。通过

上述分析可知,本文提出多尺度分支融合模型要优于传统单分支单尺度的模型,可以有效地提升模型的泛化能力,提高模型的诊断精度。

3.2 特征可视化分析

为了更加直观地分析不同模型提取特征的情况,本文利用 t 分布随机邻域嵌入(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)^[20]对模型提取的特征进行可视化,结果如图 4 所示,其中不同颜色的数字代表不同的轴承健康状态。从图 4 可以看出本文模型所提取的特征相较于 WDCNN 模型具有更好的类内紧凑型 and 类间分离性,意味着通过多尺度分支融合后的特征保留了更多鉴别性特征,更加有利于故障诊断。

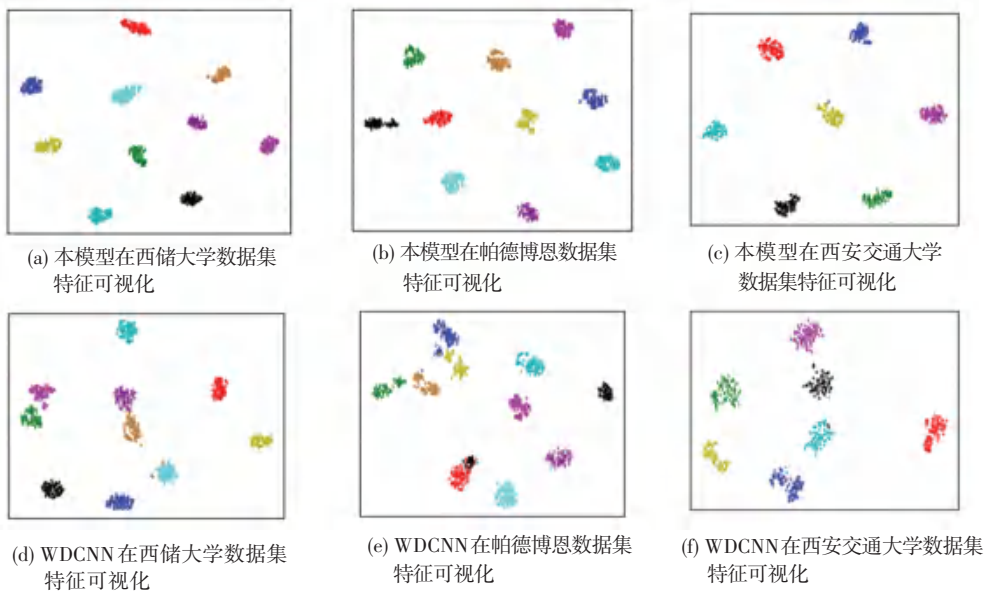


图 4 特征可视化

Fig. 4 Feature visualization

4 结束语

本文提出了一种基于多尺度分支融合的智能故障诊断方法,利用多个分支的卷积模块提取信号的多尺度特征,并通过残差模块进行特征融合。在 3 个轴承故障数据集上进行实验的结果表明,相较于单分支单尺度的模型,本文提出的模型可以提升模型的泛化能力,提高模型的故障诊断精度。此外,通过特征可视化分析可得,利用多尺度分支融合的方法可以保留丰富的多尺度特征,这些特征具有较强的鉴别性,具有更好的类内紧凑型 and 类间分离性,更加有助于模型进行故障诊断。

参考文献

- [1] 王良伟. 冶金企业工业 4.0 背景下的智能化电气控制系统研究[J]. 冶金与材料, 2023, 43(11): 46-48.
- [2] 刘冰扬, 赵爽. 故障预测与健康管理在钢铁企业的应用[J]. 河北冶金, 2022(11): 81-86.
- [3] 李洪明. 利用轴承检测信息进行压缩机的故障诊断与分析[J]. 设备管理与维修, 2023(24): 156-158.
- [4] 李芳丽. 轴承的故障诊断与保全对策[J]. 现代制造技术与装备, 2015(6): 91-95.
- [5] 樊薇, 李双, 蔡改改, 等. 基于小波基稀疏信号特征提取的轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2015, 28(6): 972-980.
- [6] 马新娜, 杨绍普. 典型谱峭图在共振解调方法中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6): 1140-1144, 1204.
- [7] 齐咏生, 张二宁, 高胜利, 等. 基于 EEMD 和能量算子的风机轴承故障诊断[J]. 控制工程, 2017, 24(12): 2450-2455.

- [8] 李宗辉. 基于GVMD与谱分析的滚动轴承故障诊断[J]. 机电信息, 2018(30):142-143,145.
- [9] 李先锋, 颜潭成, 徐彦伟, 等. 轴承故障智能诊断专家系统的研究[J]. 制造业自动化, 2020, 42(1):7-9,14.
- [10] 王禄, 李云翔, 巩鹏辉, 等. 基于工业互联网的智能点检运维平台[J]. 河北冶金, 2023(S1):46-50.
- [11] 李欢, 吕勇, 袁锐, 等. 基于深度卷积神经网络的滚动轴承迁移故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(2):90-94.
- [12] 刘林密, 崔伟成, 李浩然, 等. 基于卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(9):9-15.
- [13] 程亮, 董子健, 王树民, 等. 基于改进一维卷积神经网络的滚动轴承故障诊断分析[J]. 机械设计与研究, 2023, 39(3):126-130.
- [14] 殷海双, 牛智楷. 基于轻量化深度卷积神经网络的电机轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(11):97-100, 105.
- [15] 潘玉娜, 程道来, 魏婷婷, 等. 轴承变转速多模式下的深度卷积神经网络诊断方法研究[J]. 应用技术学报, 2022, 22(4):358-363.
- [16] 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.
- [17] LESSMEIER C, KIMOTH O J K. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: A benchmark data set for data-driven classification[C]//Proceedings of the European Conference of the Prognostics and Health Management Society. 2016.
- [18] SHI Z, CHEN J, ZI Y, et al. A novel multitask adversarial network via redundant lifting for multicomponent intelligent fault detection under sharp speed variation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70(2):1-10.
- [19] ZHANG W, PENG G. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals[J]. Sensors, 2017, 17(2):425.
- [20] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11):2579-2605.