

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.012

基于多尺度半监督模型的电机轴承故障诊断

赵兴华¹, 张智博¹, 朱国勤¹, 吴拼¹, 方元政¹, 姚运仕², 于树源²

(1. 中交一公局 第四工程有限公司, 广西 南宁 530031; 2. 长安大学 工程机械学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 针对旋转电机轴承在高频冲击和负载多变环境下容易出现机械损伤的问题, 传统的深度学习故障诊断方法往往依赖大量的训练数据, 导致其在故障诊断精度上存在一定的局限性, 难以及时对早期故障进行有效的预警和监测。结合半监督学习模型、多尺度特征融合、一致性正则化和伪标签等技术, 提出一种基于多尺度卷积的半监督跨工况电机轴承机械损伤检测方法。该方法通过多尺度特征提取与伪标签生成, 有效提高模型对少量带标签数据的利用率。实验结果表明: 该方法在训练数据稀缺的条件下仍具有较强的故障识别能力, 且相较传统方法优势较为明显。

关键词: 多尺度; 半监督; 跨工况; 伪标签; 故障诊断

中图分类号: TH133.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)04-0068-05

Fault Diagnosis of Motor Bearings Based on Multi-scale Semi-supervised Model

ZHAO Xinghua¹, ZHANG Zhibo¹, ZHU Guoqin¹, WU Pin¹, FANG Yuanzheng¹, YAO Yunshi², YU Shuyuan²

(1. The Fourth Engineering Co., Ltd., CCCC First Highway Engineering Co., Ltd., Nanning 530031, China;

2. School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: Rotating motor bearings in vibration equipment are prone to mechanical damage under high-frequency impacts and variable load conditions, and traditional deep learning-based fault diagnosis methods often rely on large amounts of training data, limiting their diagnostic accuracy and the ability to provide timely early warning and monitoring of faults. To address these challenges, this paper proposes a motor bearing mechanical damage detecting method based on multi-scale convolution in semi-supervised cross working conditions, by integrating the techniques of semi-supervised learning model, multi-scale feature fusion, consistency regularization and pseudo-labeling, which improves the utilization of limited labeled data through multi-scale feature extraction and pseudo label generation. Experimental results show that the proposed method achieves strong fault recognition performance in spite of scarce training data, and demonstrates significant advantages over traditional methods.

Keywords: multi-scale; semi-supervised; cross working condition; pseudo label; fault diagnosis

0 引言

旋转电机轴承在工作中长期承受着高频冲击, 当面临环境恶劣且负载多变的运行工况时, 极易发生故障。为保证工业系统的正常运转, 电机轴承的故障监测就显得尤为重要^[1]。然而, 由于实际工程条件的限制, 目标设备通常缺少大量可用的训练数据, 导致传统深度学习无法很好地发挥模型的性能^[2-4]。因此, 少样本条件下的故障诊断问题一直是业内研究的热点。

尽管目前已有众多针对滚动轴承的故障诊断方法, 但若于可用训练数据有限且工况复杂, 现有方法在特征提取和跨工况故障诊断能力上仍面临巨大挑战, 难以保证稳定可靠的故障诊断功能^[5]。因此, 本文提出了一种基于多尺度半监督模型的

跨工况故障诊断方法, 旨在解决带标签样本稀缺以及工况类型多样化带来的故障诊断难题。

1 半监督故障诊断模型

1.1 半监督故障诊断问题描述

本文利用已知工况下的数据作为大量无标签训练样本, 结合少量目标工况下的带标签样本数据对模型进行训练, 期望解决目标工况下带标签样本稀缺的问题。具体来说, 将带标签样本表示为 $L = \{(x_b, p_b) : b \in (1, \dots, B)\}$, 其中 x_b 表示带标签样本, p_b 表示 one-hot 标签, 将无标签样本表示为 $U = \{u_b : b \in (1, \dots, \mu B)\}$, u_b 代表无标签样本, 系数 μ 表示一个 batch size 中无标签样本和带标签样本数量的相对关系。假设 $p_m(y|x)$ 是模型针

基金项目: 广西揭榜制科技项目(桂科 JB23023008)

第一作者简介: 赵兴华(1977—), 男, 河北石家庄人, 高级工程师, 研究方向为高速公路混凝土预制件生产设备, zhaoxh7286@sina.com。

对输入 x 预测的类别分布^[6]。

关于半监督学习故障诊断与传统方法对比如图 1 所示。

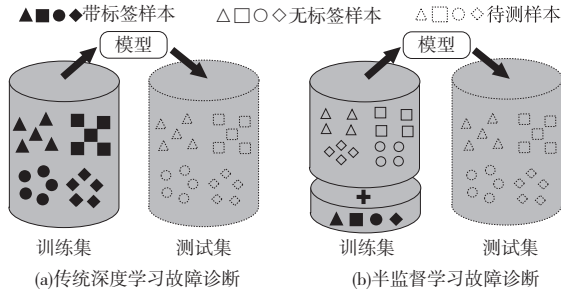


图 1 半监督学习故障诊断与传统方法对比

1.2 多尺度深度卷积神经网络

多尺度卷积神经网络模型通过多个不同尺寸的卷积核对输入的样本进行信息挖掘,可以充分获取故障样本中不同感受野内的特征信息^[7-8],以生成更加可靠且具有置信度的伪标签,进而增强模型的故障分类性能^[9]。对于输入的特征矩阵 $X \in R^{H \times W \times C}$,其中 H 和 W 分别为特征矩阵的高度和宽度, C 为通道数,则多尺度卷积的输出可以表示为

$$Y = \text{Concat}(f(X, K_1), f(X, K_2), \dots, f(X, K_N)) \quad (1)$$

式中: K_i 为第 i 个卷积核; $f(X, K_i)$ 为 X 与第 i 个卷积核进行卷积的结果; N 为多尺度卷积中卷积核的数量。

1.3 一致性正则化

一致性正则化的核心目标是使模型在不同扰动下的输出保持一致^[10]:

$$L_c(x) = \text{dist}[f_\theta(x), f_\theta(\tau(x))] \quad (2)$$

式中 $\text{dist}(\cdot, \cdot)$ 是衡量模型预测一致性的距离度量函数^[11]。在半监督问题中,一致性正则化通常与监督损失结合使用,其损失函数可表示为

$$L = L_{\text{sup}} + \lambda \cdot L_c \quad (3)$$

本文方法中所施加的扰动为针对图像的各种变换组合,两个分支扰动的强弱程度不同,如图 2 所示。本方法为弱扰动的图像施加标准水平翻转的变换,为强扰动图像施加一系列随机变换的组合,伪标签由弱扰动部分产生。

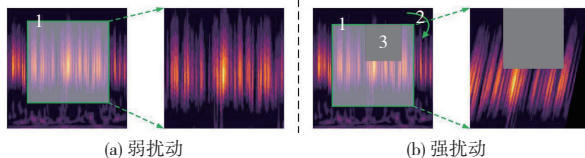


图 2 不同扰动强度对比图

1.4 伪标签

伪标签方法可以实现从无标签数据和带标签数据中学习知识,将具有最大预测概率的类作为伪标签^[12]。伪标签 $\hat{p}_b$ 的生成公式如下:

$$\hat{p}_b = \begin{cases} \arg \max p(y|u_b; \theta) & \text{if } \max p(y|u_b; \theta) \geq \tau \\ \text{null} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$p(y|u_b; \theta) = \text{soft max}(f_\theta u_b) \quad (5)$$

式中: $\arg \max p(y|u_b; \theta)$ 为预测概率最大的类别; null 为未生成伪标签(低于置信度阈值); τ 为设定的置信度阈值。

2 基于多尺度卷积的半监督跨工况故障诊断

本文提出的深度多尺度卷积神经网络通过多尺度特征融合,从少量带标签样本中深度挖掘故障特征并对大量无标签样本进行预测。结合一致性正则化,将弱扰动与强扰动样本的标签对齐,并为预测概率超过 0.95 的类别生成伪标签。为提升特征提取能力,模型采用不同尺寸的卷积核 ($3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$) 获取多感受野特征,从而增强对不同故障细节的关注,确保伪标签的可靠性^[13]。该故障诊断方法的具体实现步骤如下。

1) 针对轴承故障信号进行样本长度划分。其中,美国西储大学数据集样本长度设置为 1 024,华中科技大学数据集样本长度设置为 4 096。

2) 将一维振动信号转换为二维图像,本方法中的转换策略采取 Gaussian 小波变换。

3) 考虑到目标设备缺乏可用带标签训练数据,为更加贴近实际工程应用条件,故考虑在实验中提供少量带标签样本数据,设置带标签样本率为 1.5%~5% 之间,以充分验证模型性能。

4) 输入样本数据,进行故障识别分类。

本文网络的结构如图 3 所示,其中红色数字表示特征经过该结构层前后的通道数,黑色数字表示卷积核尺寸,其中所有卷积操作均为二维卷积(本刊为黑白印刷,相关疑问请咨询作者)。

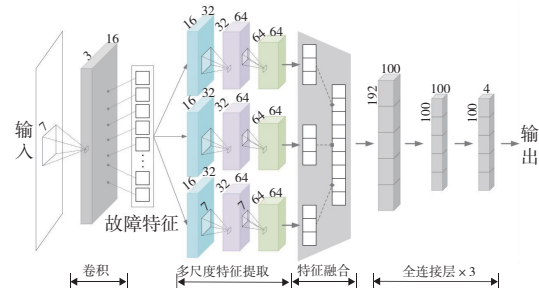


图 3 多尺度卷积神经网络模型结构示意图

本文所提方法的损失函数由两部分组成:应用于带标签数据的监督损失 l_s 和无监督损失 l_u , 其中 l_s 是弱扰动带标签样本的标准交叉熵损失:

$$l_s = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B H[p_b, p_m(y | \alpha(x_b))] \quad (6)$$

式中 $\alpha(x_b)$ 为弱扰动带标签样本。为获取样本伪标签,首先,对弱扰动无标签样本的类别分布进行计算,即 $q_b = p_m(y | \alpha(u_b))$;其次,选取具有最大预测概率的类, $\hat{q}_b = \arg \max(q_b)$ 作为伪标签,同时,强制 u_b 强扰动样本的交叉熵损失基于模型输出为

$$l_u = \frac{1}{\mu B} \sum_{b=1}^{\mu B} I(\max(q_b) \geq \tau) H[\hat{q}_b, p_m(y | A(u_b))] \quad (7)$$

式中: τ 为预定义阈值,超过阈值的伪标签会被保留;最终本方法的最小化损失为 $l_s + \lambda_u l_u$; λ_u 为标量超参数,表示无标签损失的相对权重,用于平衡监督损失和无监督损失。

3 实验与结果分析

本文的实验平台为 AMD Ryzen 7-6800H 中央处理器,16 G 内存, GeForce RTX 3060 显卡, windows 11 操作系统,在 Pytorch 环境下完成模型搭建并进行实验验证。

3.1 数据集介绍

1) 美国凯斯西储大学轴承故障数据集

本次跨工况故障诊断的对象之一是美国凯斯西储大学轴承故障数据集(CWRU 数据集)。该数据集加速度传感器采样频率为 12 kHz,轴承型号为 SKF 6205-2RS^[14]。该数据集包含 4 种不同负载的运行工况,轴承健康状况包含:正常状态、内圈故障、外圈故障及滚动体故障 4 种。不同负载工况下对应的电机转速如表 1 所示。

表 1 CWRU 数据中不同负载工况对应相关参数

参数	工况 0	工况 1	工况 2	工况 3
转速/(r/min)	1 797	1 772	1 750	1 730
功率/kW	0	0.745 7	1.491 4	2.237 1

本实验针对 4 种不同负载工况,分别以不同工况的数据作为带标签样本,对目标工况进行诊断分类,设定 6 个跨工况迁移任务,具体情况如表 2 所示,设置带标签样本率为 1.96%(每个轴承健康类型仅提供 5 个带标签样本)。

表 2 CWRU 实验数据集划分详细信息

迁移任务	训练样本/个		测试样本/个	带标签样本率/%
	无标签	带标签		
0—1	1 000	20	980	1.96
0—2	1 000	20	980	1.96
0—3	1 000	20	980	1.96
1—2	1 000	20	980	1.96
1—3	1 000	20	980	1.96
2—3	1 000	20	980	1.96

2) 华中科技大学轴承故障数据集

这一部分选择华中科技大学轴承数据集(HUST 数据集)中的 6205 型深沟球轴承作为实验对象。其负载工况分别为 0 W、200 W 和 400 W (分别编号为工况 0, 工况 1, 工况 2), 数据采样频率为 51.2 kHz。如图 4 所示,其故障均为人工切割的 0.2 mm 宽微裂纹。

根据该轴承的 3 种负载工况,本文设定了 6 个跨工况迁移任务,表 3 为本次实验的数据集划分详情,其中带标签样本率设置为 4.76%。



图 4 HUST 数据中人为加工产生的多种轴承故障

表 3 HUST 实验数据集划分详细信息

迁移任务	训练样本/个		测试样本/个	带标签样本率/%
	无标签	带标签		
0—1	400	20	380	4.76
1—0	400	20	380	4.76
0—2	400	20	380	4.76
2—0	400	20	380	4.76
1—2	400	20	380	4.76
2—1	400	20	380	4.76

3.2 数据预处理与参数设置

本实验的所有样本在转换为二维图像前均进行了如下标准化处理。

对于每一个故障样本 x_i , 标准化操作如下:

$$x'_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (8)$$

式中: x_i 为原始样本第 i 个特征值; μ 为样本特征的均值; σ 为样本特征的标准差。

$$\begin{cases} \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \end{cases} \quad (9)$$

实验中详细参数选取如表 4 所示。

表 4 实验相关参数设置

初始学习率	批量大小	优化器	无监督损失权重	训练轮次
0.001	32	SGD	1	300

3.3 实验结果分析

为确保实验结果的可靠性,每个迁移任务进行 6 组实验,实验结果取平均值。通过表 5 可以看到,在西储大学轴承数据集下,本文所提方法相较传统半监督方法 Fixmatch 和 Mixmatch 表现良好,尤其是在迁移工况为 0—2, 0—3, 1—3 等迁移跨度较大的实验条件下,本文所提方法表现出更高的预测精度。此外, WDCNN^[15] 和深度 ResNet 模型在面对带标签样本数仅为 20 的极端情况下,故障预测能力明显下降,且知识迁移性能较差,进一步表明了半监督方法在针对带标签样本稀缺情况下的突出优势。CWRU 数据下不同方法的测试准确率柱形图如图 5 所示。

表 5 CWRU 数据集下测试准确率 单位: %

迁移任务	WDCNN	ResNet	Mixmatch	Fixmatch	所提方法
0—1	79.08	83.57	92.45	96.53	99.39
0—2	81.33	79.39	91.55	96.33	99.29
0—3	78.47	76.33	90.92	93.47	98.27
1—2	77.55	80.50	92.86	94.08	99.18
1—3	73.88	77.24	90.31	95.71	98.78
2—3	80.31	82.55	91.53	95.51	99.08

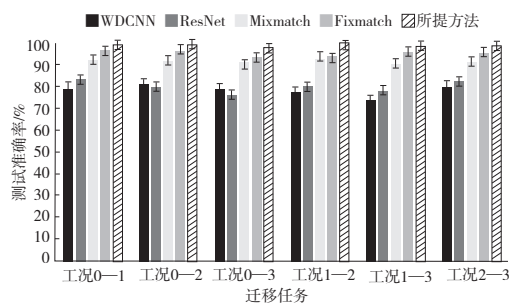


图 5 CWRU 数据下不同方法的测试准确率柱形图

为了更加充分地验证所提方法的可靠性,本文对华中科大轴承数据集进行进一步的实验。通过表 6 可以看出故障诊断方法 WDCNN 和 ResNet 在面临早期微小故障时,尽管带标签样本率由 1.96% 提升到了 4.76%,其故障预测的精度仍不理想;而传统半监督方法 Mixmatch 和 Fixmatch 虽然最高可以达到 91.84% 和 93.95% 的准确率,但其模型在不同工况条件下的预测精度波动较为明显,且尚有一定的提升空间。本文所提方法在各个迁移工况下均有较高的预测精度,最高可达 99.74%,面对预测难度较大的任务 0—2 也可以达到 96.58% 的准确率,进一步说明了本文方法相对传统故障诊断方法的性能优势。HUST 数据下不同方法的测试准确率柱形图如图 6 所示。

表 6 HUST 数据集下测试准确率 单位: %

迁移任务	WDCNN	ResNet	Mixmatch	Fixmatch	所提方法
0—1	67.11	76.58	91.58	93.16	98.42
1—0	68.16	76.05	91.84	92.89	98.16
0—2	69.74	74.74	91.05	92.37	96.58
2—0	71.05	75.79	90.52	92.65	97.63
1—2	71.32	78.16	89.74	93.16	99.74
2—1	70.79	77.89	88.95	93.95	98.68

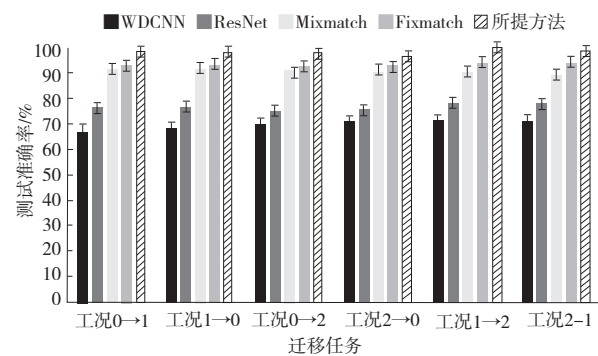


图 6 HUST 数据下不同方法的测试准确率柱形图

3.4 模型可解释性分析

采用类激活图(class activation map, CAM)进行深度诊断模型的可解释性研究,通过生成热力图展示数据中哪些区域对模型的识别结果贡献最大,解释模型在诊断任务中的决策依据^[16]。

选择 Score CAM 方法对特征图进行置信度权重可视化。可以看到,经过训练的模型能够精准定位图片中表达故障特征信息的关键区域,有效

地解释模型的分类决策依据,也进一步验证了所提方法的有效性。

Score CAM 方法可视化结果如图 7 所示。

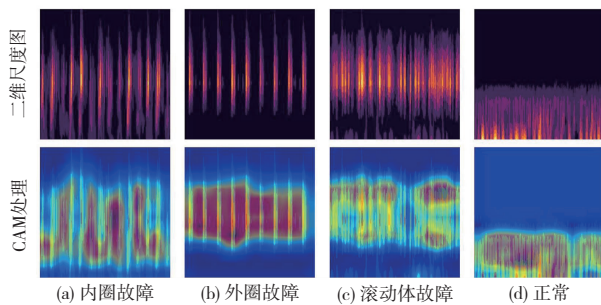


图 7 Score CAM 方法可视化结果

4 结语

针对旋转电机轴承带标签样本稀缺和复杂工况条件下的故障诊断难题,本文提出了一种基于多尺度卷积半监督模型的故障诊断方法,通过一系列实验得到以下具体结论。

1) 在训练数据极度稀缺的情况下,本文所提多尺度半监督故障诊断方法相较于 Fixmatch、Mixmatch 等传统的半监督方法具有更高的诊断精度。同时,在将本方法中的多尺度特征提取模块换为深度残差网络时,模型的准确率下降明显,也更加表明了多尺度特征提取器具有更强的特征提取能力。

2) 通过跨工况迁移实验可以看出,本文所提模型可以充分挖掘不同工况下故障数据的共有特征,有效提升了在载荷变化情况下的故障诊断精度。但目前针对相同型号轴承,跨设备的故障诊断仍是值得考虑的问题,在后续的研究当中,我们将针对跨设备故障诊断对模型进行更进一步的研究与优化。

参考文献:

[1] 孟东容,段志善. 基于电流信号的振动电机轴承故障检测[J]. 中国测试,2022,48(3): 107-111.
[2] JIANG Z C, LIU D D, CUI L L. A temporal-spatial multi-order weighted graph convolution network with refined feature topology graph for imbalance fault diagnosis of rotating machinery[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 257: 110830.
[3] 董绍江,朱朋,朱孙科,等. 基于仿真数据驱动和领域自适应的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2023, 34(6): 694-702.

[4] 何心,段亚穷,王子栋,等. 具有隐私保护功能的半监督小样本齿轮箱故障诊断[J]. 中国科学:技术科学, 2024, 54(6): 1105-1119.
[5] LI Z N, JIANG H K, WANG X. A novel reinforcement learning agent for rotating machinery fault diagnosis with data augmentation[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 253: 110570.
[6] SOHN K, BERTHELOT D, LI C, et al. FixMatch: simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence [J]. neural information processing systems, 2020, 33, 596-608.
[7] 赵荣超,吴百礼,陈祝云,等. 多尺度时空信息融合驱动的图神经网络故障诊断方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(12): 42-52.
[8] LI J M, MAO W L, YANG B X, et al. RUL prediction of rolling bearings across working conditions based on multi-scale convolutional parallel memory domain adaptation network[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 243: 109854.
[9] 邓聪颖,邓子豪,苗建国. 极限标签下基于解耦特征伪标签传播的故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 145-155.
[10] 余立超,黄媛,王成龙,等. 基于谐波特征的稀疏增强正则化及其在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2025, 44(6): 318-324.
[11] 严露露,朱赞彬,冯世杰,等. 基于改进 FixMatch 算法的半监督番茄病虫害识别[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(20): 244-250.
[12] 杨汶金,刘韬,王振亚,等. SSD 联合邻域伪标签的无源域旋转机械迁移诊断研究[J]. 振动与冲击, 2024, 43(23): 329-336.
[13] 郝洪涛,王凯,张炳建,等. 多尺度特征自适应融合的气动控制阀故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 167-178.
[14] 郭勇,王继群,马宏宇. 仿真数据驱动的滚动轴承异常蒸馏学习检测方法[J]. 中国工程机械学报, 2024, 22(6): 822-831.
[15] ZHANG W, PENG G, LI C, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals[J]. Sensors (Basel), 2017, 17(2): E425.
[16] 童浩,阮先虎,林峰,等. 基于可解释性深度学习的传感器异常数据诊断[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(12): 41-44.

收稿日期:2025-01-07