

DANN 与 CORAL 融合的异步电机跨域 故障诊断方法

朱炳瑞, 王丽丽, 鲍光海*

(福州大学 电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108)

Cross-Domain Fault Diagnosis Method for Induction Motors Based on Fusion of DANN and CORAL

Zhu Bingrui, Wang Lili, Bao Guanghai*

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: [Objective] In modern industrial applications with variable operating conditions and cross-equipment scenarios, the performance of traditional fault diagnosis models for induction motors severely degrades due to data distribution shifts. To address the limitations of existing single-domain alignment strategies (insufficient generalization) and high computational complexity in diagnostic models, this paper proposes a lightweight fault diagnosis method integrating domain adversarial neural network (DANN) with correlation alignment (CORAL). [Methods] A co-simulation platform was established based on Maxwell and Simulink to simulate the dynamic behavior of motors under vector control, and stator current signals under multiple operating conditions were obtained. A preprocessing strategy combining time-domain differencing and continuous wavelet transform was adopted to suppress the fundamental component and generate highly distinguishable time-frequency image features. The lightweight network GhostNetV2 was employed as the feature extraction backbone to reduce computational costs. On the basis of standard domain adversarial training, a CORAL loss was introduced, where the second-order statistics of source and target domain features were explicitly aligned, constructing a dual-domain alignment mechanism that implicit adversarial learning with explicit statistical matching. [Results] The simulation and experimental results demonstrated that the proposed method significantly improved diagnostic performance while maintaining model lightweightness. In the transfer task under

varying operating conditions of the same motor, an average classification accuracy of 99.1% was achieved in the target domain. For the more challenging cross-model transfer task between different motors, the average classification accuracy remained at 81.9% in the target domain, which was significantly superior to comparative algorithms. [Conclusion] The proposed dual-domain alignment strategy can alleviate the feature transfer challenges under complex operating conditions to a certain extent, achieving a balanced performance in noise reduction, model lightweighting, and generalization capability. It provides a reliable solution for non-intrusive online monitoring and cross-domain fault diagnosis of induction motors.

Key words: induction motor; fault diagnosis; domain adversarial neural network; lightweight; dual-domain alignment

摘要: [目的] 异步电机在现代工业变工况及跨设备应用场景下, 因数据分布偏移导致传统故障诊断模型性能严重退化。针对现有单一域对齐策略泛化能力不足以及诊断模型计算复杂度高的问题, 本文提出了一种融合领域对抗网络(DANN)与关联对齐(CORAL)的轻量化故障诊断方法。[方法] 基于 Maxwell 与 Simulink 搭建联合仿真平台, 模拟矢量控制下电机的动态行为, 获取多工况定子电流信号。采用时域差分与连续小波变换协同的预处理策略, 抑制基波分量并生成高辨识度的时频图像特征。采用轻量化网络 GhostNetV2 作为特征提取骨干, 以降低计算成本。在标准域对抗训练的基础上引入 CORAL 损失, 通过显式对齐源域与目标域特征的二阶统计量, 构建隐式对抗与显式统计量匹配的双重域对齐机制。[结果] 仿真和试验结果表明, 本文所提方法在保证模型轻量化的同时显著提升了诊断性能。在同一电机变工况的迁移

基金项目: 福建省自然科学基金项目(2025J01524)

Natural Science Foundation of Fujian Province, China
(2025J01524)

任务中,目标域平均分类正确率达到 99.1%;在更具挑战的不同电机跨型号迁移任务中,目标域平均分类正确率保持在 81.9%,显著优于对比算法。【结论】本文所提双重域对齐策略能够在一定程度上缓解复杂工况下的特征迁移难题,在降噪效果、模型轻量化与泛化性能之间取得了良好平衡,为异步电机的非侵入式在线监测与跨域故障诊断提供了可靠的解决方案。

关键词: 异步电机;故障诊断;领域对抗网络;轻量化;双重域对齐

0 引言

在现代工业自动化生产中,异步电机被广泛用作核心动力设备^[1]。然而,在负载波动、环境变化等复杂因素下,电机关键部件极易发生损坏,引发定子匝间短路、转子断条等故障^[2-5]。因此,对异步电机实施有效的状态监测与故障诊断,是保障工业生产安全稳定运行的关键。

为了提前预警并诊断电机故障,多种预测性维护技术应运而生。其中,基于电机电流特征分析的故障诊断方法因无需额外传感器、不干扰电机内部系统,受到了国内外学者的广泛关注^[6-10]。在变频器驱动的电机系统中,当转速、频率和负载等参数发生变化时,故障特征与运行工况存在动态强耦合关系^[11],导致传统诊断模型难以动态适应工况变化带来的不确定性。为应对上述挑战,文献[12]采用融合算法将变频器供电侧电流信号不同频段的故障信息及其解析信号模平方函数进行融合,可以准确识别出转子断条故障特征分量。文献[13]针对变转速、变负载条件下的电机故障诊断问题,提出了一种基于自相关矩阵奇异值分解的特征提取和迁移学习分类器相结合的诊断方法。文献[14]基于联合分布自适应,匹配不同转速下源域与目标域数据的特征分布,在跨工况多故障诊断中表现优异。文献[15]针对电机跨工况数据存在域不匹配的问题,提出一种融合领域对抗训练和最大均值差异的故障诊断方法,通过对双分类器结果融合,提升了诊断精度。文献[16]结合相邻积之和与 MUSIC 谱估计,提升了变频器供电电机暂态运行工况下的转子断条故障的识别精度。

以上故障诊断方法在异步电机变工况条件下

效果良好,但这些研究主要针对同一电机下的特征知识迁移。当电机运行工况变化复杂且涉及不同设备时,源域与目标域之间的数据分布差异更为显著,影响了模型的泛化性能。以领域对抗神经网络(Domain-Adversarial Neural Network, DANN)为代表的域自适应方法^[17],通过学习域不变特征来减小域间差异。然而,在工况复杂且跨设备差异大的场景下,仅依靠隐式的对抗学习可能导致特征对齐不充分,进而限制模型的泛化能力^[18]。

针对模型轻量化需求及单一域对齐策略泛化能力不足的问题,本文构建了双重域对齐的轻量化深度对抗网络模型。该模型引入 GhostNetV2 网络代替传统网络^[19],在标准域对抗训练的基础上引入关联对齐(Correlation Alignment, CORAL)损失,通过显式对齐源域与目标域特征的二阶统计量^[20],构建隐式对抗与显式统计量匹配的双重域对齐机制,提升模型在复杂工况下的诊断性能。试验验证了所提方法在复杂场景下的有效性与优越性。

1 基于时域差分的连续小波变换

本文提出一种基于时域差分的连续小波时频分析方法,在保证基波周期与相位一致的前提下,对电机正常状态与待测状态下的时域信号进行差分,实现两类信号在时域上的对齐。在异步电机运行过程中,其运行转速 n_r 、极对数 p 、滑差率 s 与定子电流基波频率 f_s 之间存在的物理关系如式(1)所示:

$$f_s = [(n_r p) / 60 \times (1 - s)] \quad (1)$$

采用矢量控制(Field-Oriented Control, FOC)使电机稳定运行于给定转速 n_r ,定子电流基波频率 f_s 及相应的基波周期 T_s 在电机故障与正常状态下保持一致。采用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)对差分后的时域信号进行时频分析^[21],CWT的数学表达式为

$$CWT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi * \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad (2)$$

$$\varphi_{a,b}(t) = \varphi * \left(\frac{t - b}{a} \right) \quad (3)$$

式中: a 为尺度因子; b 为平移因子; $\varphi_{a,b}(t)$ 为小波基函数;*为复数共轭。

Morlet 小波在复数域具有良好的时频聚集性^[22],其高斯包络的振荡波形与电机故障特征频率高度匹配,可精准捕捉频率变化敏感的特性,故选取 Morlet 小波对信号进行处理。Morlet 小波的数学表达式如式(4)所示:

$$\varphi_{\text{Mor}}(x) = e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \quad (4)$$

为评估该方法在非理想同步条件下的适用性,引入可控的相位抖动与频率漂移。选取基波周期 1% 的相位抖动与 0.5% 的频率漂移作为示例,局部放大波形对比如图 1 所示,对齐后差分信号频谱如图 2 所示。

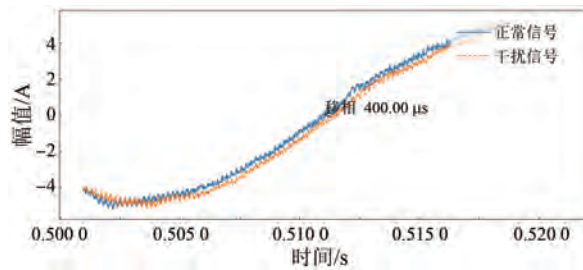


图 1 局部放大波形对比图

Fig. 1 Locally magnified waveforms comparison

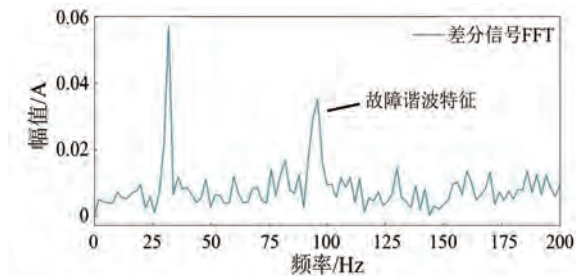


图 2 对齐后差分信号频谱图

Fig. 2 Spectrum of aligned differential signal

由图 1、2 可知,该方法对相位抖动与频率漂移具有较好的鲁棒性,可实现信号对齐并抑制错位,适用于一定非稳态诊断场景。

2 改进的 CORAL-DANN 模型

2.1 DANN 原理

DANN 包含特征提取器、标签分类预测器和领域分类器三部分。通过在特征提取器和领域判别器间加入梯度反转层(Gradient Reversal Layer, GRL),将优化目标由梯度下降转为梯度上升。在梯度反转层中,参数 λ 是动态变化的,其表达式如式(5)所示:

$$\lambda_k = \frac{2}{1 + \exp(-\gamma \times k)} - 1 \quad (5)$$

式中: k 为迭代进程相对值,即当前迭代次数与总迭代次数的比率; γ 为常数 10。

在 DANN 架构中,学习率随着迭代进程变换,其表达式如式(6)所示:

$$u_k = \frac{u_0}{(1 + \alpha \times k)^\beta} \quad (6)$$

式中: u_0 为初始学习率,其值为 0.01; α, β 为超参数, $\alpha=10, \beta=0.75$ 。

本文在后续模型搭建时仍采用动态变化的梯度反转参数与自适应调整的学习率。DANN 模型结构如图 3 所示。

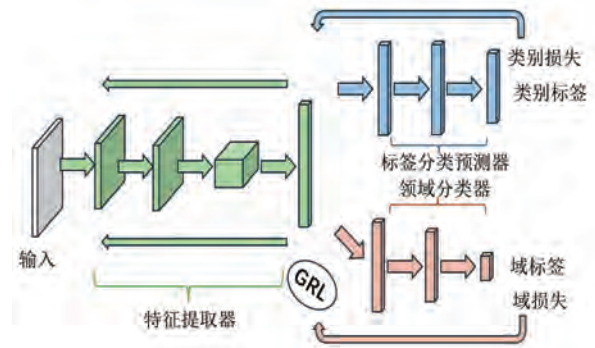


图 3 DANN 模型结构

Fig. 3 Model structure of DANN

2.2 改进的 CORAL-DANN 模型

相比早期的迁移学习模型,DANN 模型在文档情感分析、图像分类等方面取得了不错的成绩^[23-24]。然而,原始模型通常采用 LeNet-5 等浅层网络作为特征提取器^[17],难以从复杂信号中捕获具有高区分度的深层特征。本文选用 GhostNetV2 网络替代原有的特征提取器,利于后续在嵌入式设备上轻量化部署。此外,通过对齐源域与目标域特征分布的二阶统计量,有效缩减了域间差异。相关对齐方法由 Sun 等人^[25]提出,其定义如式(7)所示:

$$\min \| C_s - C_t \|_F^2 = \min_A \| A^T C_s A - C_t \|_F^2 \quad (7)$$

$$\left. \begin{aligned} C_s &= \frac{1}{(n_s - 1)} \left(D_s^T D_s - \frac{1}{n_s} D_s^T D_s \right) \\ C_t &= \frac{1}{(n_t - 1)} \left(D_t^T D_t - \frac{1}{n_t} D_t^T D_t \right) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: C_s 为源域数据的协方差矩阵; C_t 为目标域数据的协方差矩阵; $\| \|_F$ 为 F-范数的矩阵范数;

D_s 为源域训练数据; D_t 为未标记的目标域数据

由式(7)可知,通过学习一个应用于源域特征的线性变换矩阵 A ,可以最小化源域与目标域的二阶统计差异。

3 故障诊断模型与流程

3.1 基于 CORAL-DANN 的无监督域适应模型

改进的 CORAL-DANN 模型在传统的分类与对抗损失基础上,引入 CORAL 损失,改进后的 CORAL-DANN 网络模型如图 4 所示。

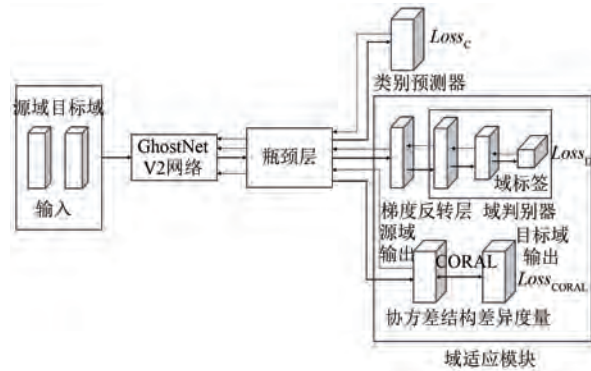


图 4 CORAL-DANN 的无监督域适应模型

Fig. 4 Unsupervised domain adaptation model of CORAL-DANN

为了训练模型提取源域的故障判别特征,采用标准的交叉熵损失 $Loss_C$ 对分类器进行监督,其定义如式(9)所示:

$$Loss_C = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic}) \quad (9)$$

式中: N 为样本数; M 为类别数; y_{ic} 为符号函数,如果样本 i 真实类别等于 c 取 1,否则取 0; p_{ic} 为样本 i 属于类别 c 的预测概率。

域对抗损失 $Loss_D$ 通过训练一个域判别器实现特征对齐,其计算式如式(10)所示:

$$Loss_D = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} L_d^i + \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} L_d^j \quad (10)$$

$$L_d \{ \mathbf{G}_d [\mathbf{G}_f(x_i), d_i] \} = d_i \log \frac{1}{\mathbf{G}_d [\mathbf{G}_f(x_i)]} + (1 - d_i) \log \frac{1}{1 - \mathbf{G}_d [\mathbf{G}_f(x_i)]} \quad (11)$$

式中: n_s, n_t 分别为训练集中源域、目标域的样本个数; L_d 为域判别器损失函数; \mathbf{G}_d 为领域标签经 Softmax 函数的分类结果; \mathbf{G}_f 为信号经过特征提取器所映射的输出; d_i 为第 i 个样本的二元域标签,

如果为源域则取 0,为目标域则取 1。

为了进一步优化域适应效果,模型引入了 CORAL 损失 $Loss_{CORAL}$ 。该损失项直接计算并最小化源域与目标域特征协方差矩阵的差异,其计算式如式(12)所示:

$$Loss_{CORAL} = \frac{1}{4d^2} \| \mathbf{C}_s - \mathbf{C}_t \|_F^2 \quad (12)$$

式中: d 为特征向量的维度。

改进的 CORAL-DANN 网络结合 $Loss_C, Loss_D$ 与 $Loss_{CORAL}$,构建多任务损失函数,如式(13)所示:

$$L = Loss_C - Loss_D + Loss_{CORAL} \quad (13)$$

3.2 CORAL-DANN 网络结构

本文构建了一个以轻量级网络 GhostNetV2 为主干的深度迁移网络模型,具体模型架构如表 1 所示。在训练阶段,模型超参数均经过多轮试验调试最终确定。采用 Adam 优化器,设定初始学习率为 $1e-3$,并随训练进程进行动态衰减,批次大小设定为 16,共迭代训练 150 轮。

表 1 CORAL-DANN 架构

Tab. 1 CORAL-DANN architecture

模块	网络层	输出形状
	输入层	(None, 224, 224, 3)
特征提取器	GhostNetV2	(None, 7, 7, 1280)
	二维全局平均池化层	(None, 1280)
	全连接层	(None, 128)
标签分类器	Dropout (rate=0.5)	(None, 128)
	全连接层, Softmax	(None, 3)
	梯度反转层	(None, 1280)
领域判别器	全连接层	(None, 128)
	Dropout (rate=0.5)	(None, 128)
	全连接层, Softmax	(None, 1)

3.3 故障诊断流程

异步电机故障诊断方法的整体流程如图 5 所示。首先,通过联合仿真平台获取电机在多种健康状态与工况下的定子电流信号。

在获取原始数据样本后,采用过零点、斜率法确定同步参考点,对齐异步电机在正常与待测状态下的定子电流信号,消除两者间的随机相位差。通过计算对齐信号的差值,有效抑制工频分量以及背景噪声。采用 CWT 将差分后的一维信号转化为包含时频信息的二维图像,生成更适合模型处理的特征输入。

在故障类型识别阶段,利用改进的 CORAL-DANN 模型进行训练。源域数据用于监督学习,无标签的目标域数据用于领域对抗训练。训练过程中,通过验证集评估并保存最优模型。最后,使用独立的测试集输入最优模型,得到诊断结果并评估其跨工况诊断性能。

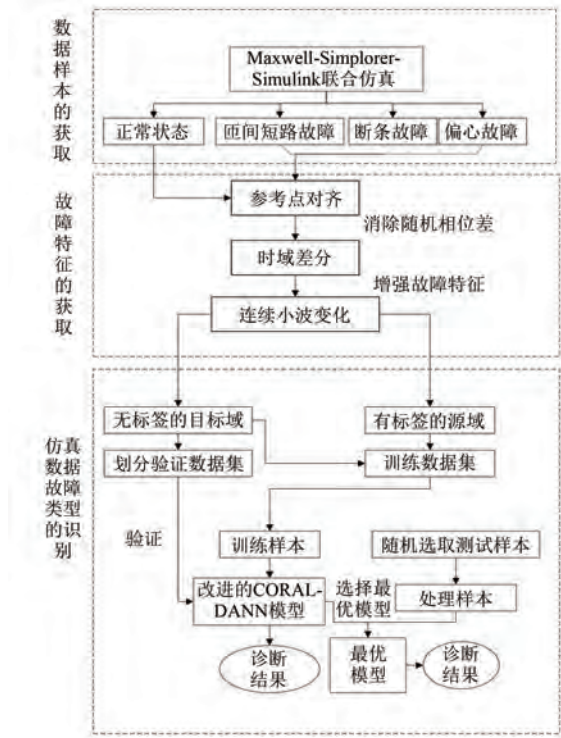


图 5 故障诊断流程图

Fig. 5 Flowchart of fault diagnosis

4 仿真平台搭建与特征提取

本文数据集由协同仿真平台生成,该平台集成了 Maxwell 中多种状态下的异步电机有限元模型、Simulink 中设计的 FOC 系统以及 Simplorer 的外电路模型。

基于该平台,构建了多工况数据集。为解决故障信号微弱且难以提取的问题,将待测信号与正常信号进行时域差分,抑制噪声以凸显故障信息,并利用 CWT 将一维信号转换为二维时频图,为后续模型训练提供数据基础。

4.1 Maxwell 有限元建模

为满足电机跨型号的研究场景,本文基于 RMxpirt 模块对电机的有限元模型进行参数设计,自动生成电机模型。本文以 Y132S-4 和 Y80M2-2 两种型号的三相异步电机为研究对象,构建了相

应的仿真模型,具体参数如表 2、3 所示。

表 2 三相异步电机 Y132S-4 参数

Tab. 2 Parameters of the Y132S-4 three-phase induction motor

参数名称	参数值
功率/kW	5.5
电压/V	380
转速/(r·min ⁻¹)	1 462
定子外径/mm	210
定子槽数	36
转子外径/mm	134
转子槽数	28
电机级数	4

表 3 三相异步电机 Y80M2-2 参数

Tab. 3 Parameters of the Y80M2-2 three-phase induction motor

参数名称	参数值
功率/kW	1.1
电压/V	380
转速/(r·min ⁻¹)	2 850
定子外径/mm	140
定子槽数	36
转子外径/mm	76
转子槽数	26
电机级数	2

将表 3 中的参数输入到 RMxpirt 模块中,并将 RMxpirt 中的电机模型导入至 Maxwell 2D 中,可得完整的异步电机的二维有限元模型, RMxpirt 和 Maxwell 2D 模型如图 6 所示。

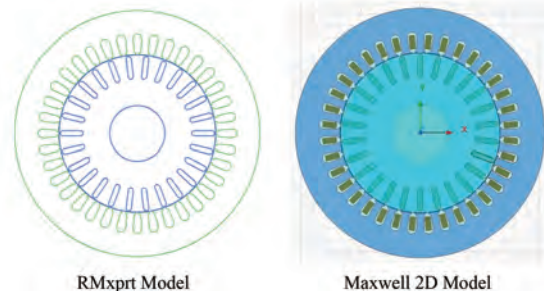


图 6 RMxpirt 和 Maxwell 2D 模型

Fig. 6 RMxpirt and Maxwell 2D models

在有限元模型中对三类典型故障进行仿真。定子匝间短路通过短接绕组实现;转子断条通过

将导条电导率设为 2 S/m 模拟断裂;气隙偏心则通过设定 20% 的气隙长度来模拟。实际工业应用中,静态与动态偏心常并发出现,为提高模型的泛化能力,将静偏心故障与动偏心故障数据合并归类为偏心故障。

4.2 联合仿真平台搭建

为实现多物理场协同仿真,本文构建了集成电机模型、驱动电路与控制算法的联合仿真平台。Simplorer 外电路仿真模型如图 7 所示。



图 7 Simplorer 外电路仿真模型

Fig. 7 Simplorer external circuit simulation model

为实现联合仿真,需构建 Simulink 与 Simplorer 的连接模型,如图 8 所示。

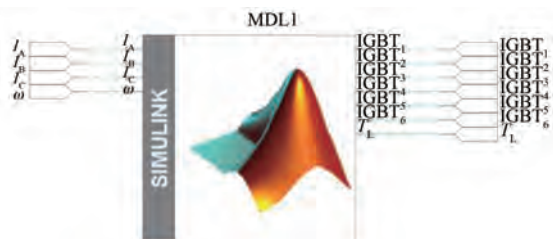


图 8 Simulink 模块在 Simplorer 中的连接模型

Fig. 8 Connection model of Simulink module in Simplorer

利用 Simulink 中的 S-Function 技术构建了一个协同仿真接口。S-Function 将外电路模型封装为一个标准化的 Simulink 模块,负责处理 Simulink 控制系统与外电路模型之间的实时数据交换,如图 9 所示。

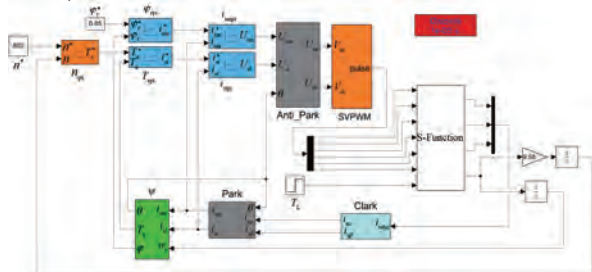


图 9 Simulink 中的 FOC 系统的仿真模型

Fig. 9 Simulation model of FOC system in Simulink

4.3 故障特征提取

以异步电机定子绕组匝间短路故障为例,图 10 对比了电机在运行转速为 1 000 r/min 时,叠加噪声 15 dB 后,正常运行与发生匝间短路故障时的电流信号快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 频谱。受背景噪声覆盖与基波主导的双重影响,由匝间短路引起的特征谐波分量极易被淹没,故障特征在频谱图上几乎不可见。

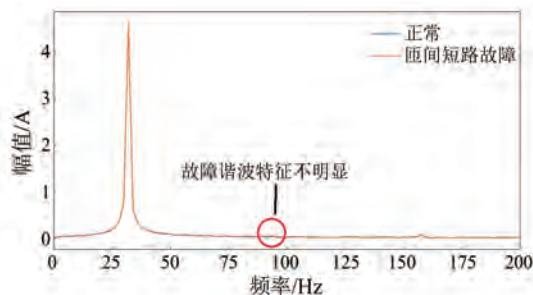


图 10 正常与故障时电流信号的 FFT 频谱图

Fig. 10 FFT spectrum of current signals in normal and fault conditions

为提取强噪声与基波干扰下的微弱故障特征,本文采用基于时域差分的 CWT 特征增强方法。正常与故障时含噪电流信号、预处理后故障信号的时域波形分别如图 11、12 所示。

由图 11、12 对比可知,差分处理后故障特征更加清晰,表明该方法能够在强噪声条件下有效增强故障信息。

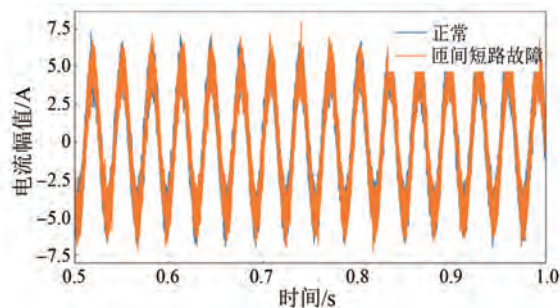


图 11 正常与故障时含噪电流信号

Fig. 11 Noisy current signals in normal and fault conditions

对上述差分信号进行 FFT,得到预处理后故障信号的频谱如图 13 所示,图中故障谐波特征明显。

在完成差分预处理的基础上,进一步采用 CWT 对信号进行时频分析,以提取更深层次的故

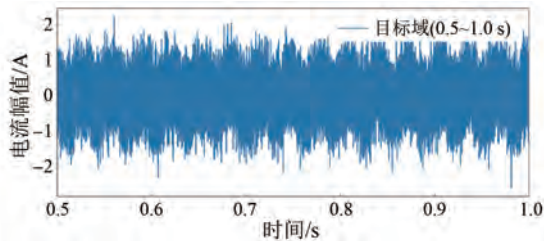


图 12 预处理后故障信号的时域波形

Fig. 12 Time-domain waveform of preprocessed fault signal

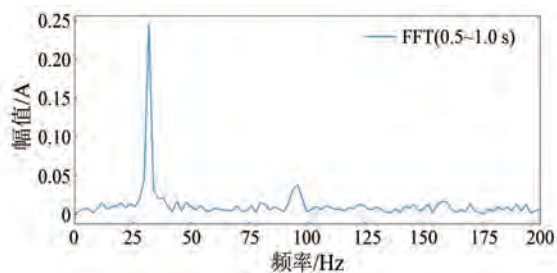


图 13 预处理后故障信号的频谱

Fig. 13 Spectrum of preprocessed fault signal

障特征。为有效捕获此特征,采用基于树状 Parzen 估计器的贝叶斯优化算法,自适应地确定最佳信号分割窗口大小 W 与步长 S 的参数组合。

基于优化参数生成的 0~150 Hz 频率范围的时频图如图 14 所示,图中保留了丰富的时频信息,且故障特征得到了显著增强。

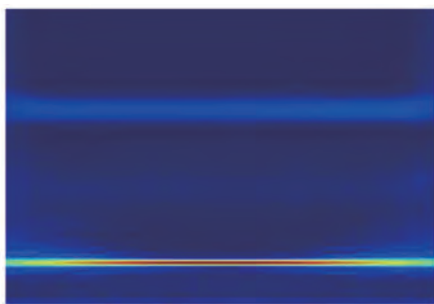


图 14 信号增强后的时频图

Fig. 14 Time-frequency diagram of enhanced signal

5 数据集获取和故障诊断模型训练

5.1 数据准备

为评估所提算法在跨域故障诊断中的有效性及其对不同电机类型与运行工况的泛化能力,以叠加 15 dB 噪声后异步电机的 A 相定子电流为试验数据,构建了以下两种迁移场景,数据集划分如表 4 所示。

表 4 跨域诊断任务数据集描述

Tab. 4 Description of cross-domain diagnostic task dataset

(a) 场景 1

工况	短路/断条/偏心/个	转速/($r \cdot \min^{-1}$)	负载
A1	512/512/512	800	额定
A2	512/512/512	800	半载
A3	512/512/512	1 000	额定
A4	512/512/512	1 000	半载
A5	512/512/512	1 200	额定
A6	512/512/512	1 200	半载

(b) 场景 2

工况	短路/断条/偏心/个	负载	电机
B1	512/512/512	额定	I
B2	512/512/512	半载	I
B3	512/512/512	额定	II
B4	512/512/512	半载	II

场景 1: 同电机跨工况迁移。该场景验证算法在同一电机不同运行工况间的适应性。保持电机类型不变,通过调整转速和负载条件,定义了六个不同的工况域 A1 ~ A6, 其分别为: A1: 800 r/min, 额定负载; A2: 800 r/min, 半载; A3: 1 000 r/min, 额定负载; A4: 1 000 r/min, 半载; A5: 1 200 r/min, 额定负载; A6: 1 200 r/min, 半载。两域之间相互迁移。

场景 2: 跨型号电机迁移。该场景评估算法在不同电机型号间的泛化与迁移能力。在保持额定频率的工况下,引入了两种型号的电机,并结合两种负载状态,构建了四个工况域 B1 ~ B4 分别为: B1: 电机 I, 额定负载; B2: 电机 I, 半载; B3: 电机 II, 额定负载; B4: 电机 II, 半载。两域之间相互迁移。

5.2 试验对比和性能分析

本文建立了对比模型,验证改进的 CORAL-DANN 模型的诊断性能。深度适配网络 (Deep Adaptation Network, DAN)、DANN 以及最大分类器差异网络 (Maximum Classifier Discrepancy Network, MCD) 的特征提取部分同样使用 GhostNetV2 网络。DAN、MCD 的网络结构以及优化算法均按照参考文献 [26] 中的网络层结构进行设置。

为增强试验结果的可信性,所有对比试验均在相同参数配置下独立重复运行 10 次,并计算平均准确率及标准差。

(1)在场景 1 中,以 A3 工况下的试验数据作为带标签源域,其余工况数据作为无标签目标域,不同模型在目标域上的诊断结果如表 5 所示。

表 5 场景 1 下源域与目标域故障检测准确率

Tab. 5 Fault detection accuracy of source and target domains in scenario 1

模型	准确率/%					
	A1	A2	A4	A5	A6	
源域	DAN	98.7±0.6	98.4±0.7	98.5±0.6	98.9±0.5	98.1±0.8
	DANN	99.3±0.4	99.2±0.5	99.4±0.4	99.3±0.4	99.0±0.5
	MCD	100	99.6±0.3	100	100	99.4±0.4
	CORAL-DANN	100	100	100	100	100
目标域	DAN	77.1±1.3	73.8±1.4	75.6±1.2	77.6±1.3	75.8±1.4
	DANN	86.8±1.1	88.1±1.0	85.9±1.2	88.7±1.0	87.2±1.2
	MCD	95.9±0.8	94.3±0.9	93.1±0.9	96.7±0.8	94.9±0.8
	CORAL-DANN	99.6±0.3	98.2±0.5	99.0±0.4	99.7±0.3	99.1±0.4

由表 5 可知,在同一电机条件下进行跨工况迁移时,由于故障机理及信号特征具有较强的一致性,各模型均能够在一定程度上实现有效迁移。以 A3→A1 跨工况迁移任务为例,选取 CORAL-DANN 与 DAN、DANN、MCD 在目标域上的 10 次独立试验结果进行配对 t 检验,结果如表 6 所示。

表 6 A3→A1 迁移任务中 CORAL-DANN 与对比模型的配对 t 检验结果 ($\alpha=0.05$)

Tab. 6 Paired t-test results of CORAL-DANN vs. baseline models in A3→A1 transfer task ($\alpha=0.05$)

基准模型	配对模型	准确率差值	置信区间
CORAL-DANN	DAN	22.50	(22.06, 22.94)
	DANN	12.80	(12.31, 13.29)
	MCD	3.70	(3.39, 4.01)

由表 6 可知,在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下, CORAL-DANN 在目标域准确率上的提升相较于三种对比模型均通过配对 t 检验 ($p < 0.05$),且其准确率差值的 95% 置信区间均不包含 0,说明该性能提升具有统计显著性。

(2)场景 2 为工频 50 Hz 条件下不同电机类别之间的故障迁移性能。以 I 型电机试验数据作为带标签源域,II 型电机数据作为无标签目标域,各模型在目标域上的诊断结果如表 7 所示。

表 7 场景 2 下源域与目标域故障检测准确率

Tab. 7 Fault detection accuracy of source and target domains in scenario 2

源域	目标域	B1		B2	
		B3	B4	B3	B4
源域准确率/%	DAN	98.8±0.3	99.0±0.2	98.5±0.4	98.2±0.4
	DANN	99.3±0.2	99.2±0.1	99.5±0.2	99.3±0.4
	MCD	99.7±0.2	99.6±0.2	99.3±0.3	99.0±0.3
	CORAL-DANN	100	100	100	99.8±0.1
目标域准确率/%	DAN	55.1±1.5	53.4±1.6	52.7±1.6	50.5±1.7
	DANN	72.8±1.4	70.1±1.5	67.9±1.5	66.8±1.6
	MCD	77.5±1.2	75.8±1.3	73.6±1.3	72.1±1.4
	CORAL-DANN	83.6±0.8	82.4±0.7	81.2±0.9	80.4±1.0

场景 2 为跨电机类型的域迁移,不同电机在结构尺寸、电气参数、加工工艺等方面存在固有差异,导致故障特征分布偏移更显著,因此所有模型的目标域准确率整体明显低于场景 1。

以 B1→B3 的跨电机迁移任务为例,不同迁移算法在训练过程中源域与目标域准确率的变化情况如图 15 所示。由图 15 可知,DAN 与 DANN 在目标域上的平均准确率分别为 55.1% 与 72.8%,MCD 模型为 77.5%。相比之下,CORAL-DANN 模型的平均准确率为 83.6%,并在多次重复试验中表现出更小的性能波动。

为了更直观地展示模型的特征学习效果,采用 t-SNE 方法对高维特征进行二维降维可视化,t-SNE 的降维维度为 2, perplexity 取 30,学习率采用自适应策略,最大迭代次数设为 500。经 t-SNE 可视化得到的分类聚合如图 16 所示。由图 16 可知,DANN 虽能拉近域分布,但三个类别在特征空间中表现出明显的重叠。不同类别的样本高度混合,未能形成清晰的边界。经过 CORAL-DANN 模型进行特征提取分类后,源域与目标域数据特征可以有效对齐,且工况分类清晰、界限明显。

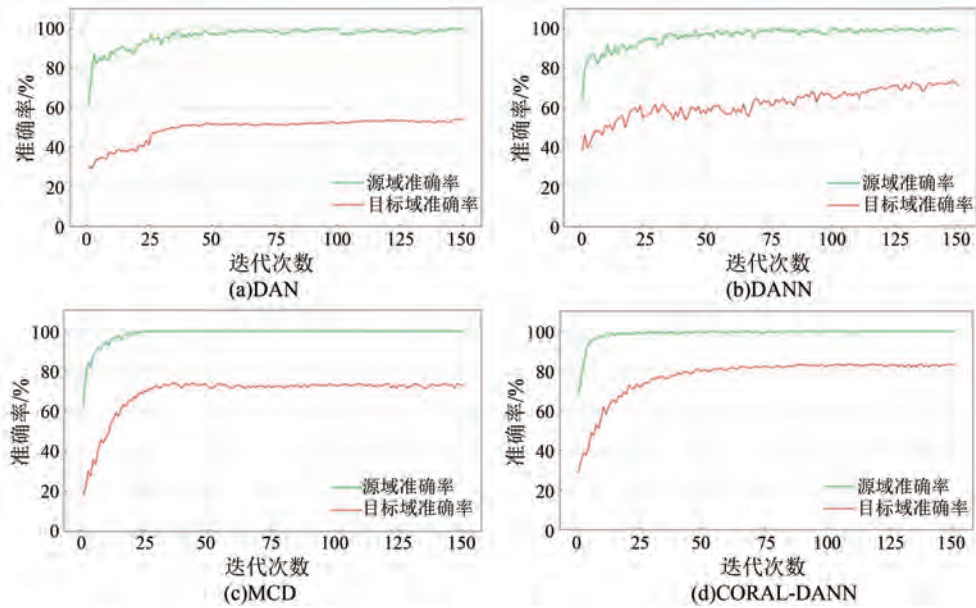


图 15 各算法在训练过程中准确率变化曲线

Fig. 15 Accuracy curves of different algorithms during training

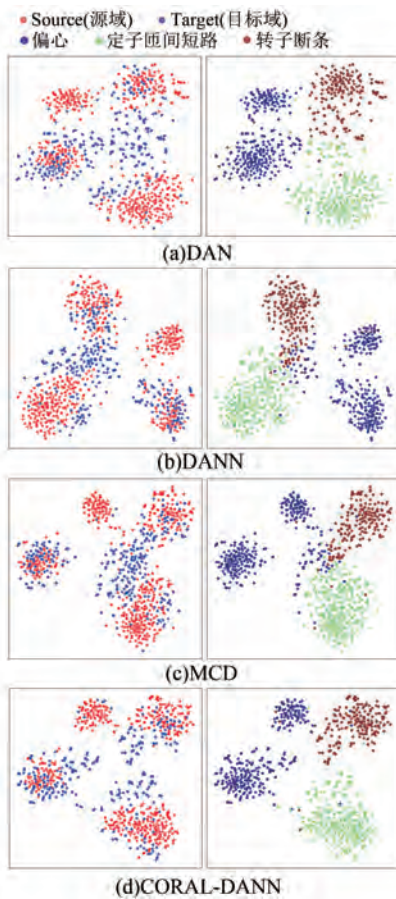


图 16 不同模型在目标域的特征分类效果

Fig. 16 Feature classification performance of different models in target domain

将训练完成的模型应用于测试集进行性能评估, 所得混淆矩阵如图 17 所示。由图 17 可知, 模型在目标域数据集上的准确率为 84.58%, Macro-F₁ 与 Weighted-F₁ 数值分别为 0.843 2 和 0.845 8, 说明模型在目标域中未出现明显的类别偏置, 各类故障均得到了较为稳定的识别效果, 整体性能提升具有一致性与可靠性。偏心故障与转子断条故障的分类准确率相对较低, 这是由于两者均会在低频频段引入相似的故障响应特征, 导致其特征分布在跨域条件下仍存在一定重叠, 从而增加了模型的判别难度。

为评估所选特征提取网络在边缘端部署场景

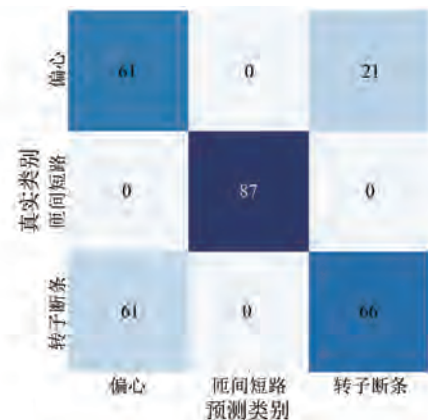


图 17 目标域的混淆矩阵

Fig. 17 Confusion matrix of the target domain

下的计算效率与存储开销,本文选取轻量化模型 MobileNetV2、ShuffleNetV2 以及 GhostNetV2 进行对比试验,结果如表 8 所示。在三种模型中,MobileNetV2 的分类准确率最高,但其计算量与模型规模相对较大;GhostNetV2 在降低模型复杂度的同时保持了接近 MobileNetV2 的识别性能,体现出良好的平衡;ShuffleNetV2 虽具有较小的参数数量和计算开销,但在复杂故障模式下的特征表达能力相对有限,导致分类准确率有所下降。

表 8 不同轻量化模型对比

Tab. 8 Comparison of different lightweight models

模型	准确率/%	参数量 规模/kB	浮点运 算量/M	参数量/个
GhostNetV2	84.6	685	7.84	1.75×10^5
MobileNetV2	86.4	798	12.36	2.55×10^5
ShuffleNetV2	78.2	364	4.32	7.30×10^4

本文构建的 GhostNetV2 模型整体大小为 685 kB,可完整加载至 K210 芯片的神经网络专用存储空间,满足嵌入式部署对存储资源的约束要求。信号预处理与特征提取阶段的平均耗时为 85.52 ms,模型推理阶段的平均耗时为 46.15 ms,单次故障诊断的总计算时间为 131.67 ms,小于 500 ms 的数据采集周期。该结果表明,本文构建的模型在保证实时性的同时,可实现较高的故障识别精度,适用于电机故障在线监测系统的实际部署需求。

6 结语

针对现代工业中异步电机工况多变与设备个体差异导致诊断模型泛化能力不足以及模型复杂的问题,本文提出了一种轻量化的 CORAL-DANN 故障诊断模型。通过系统的仿真和试验,得到如下结论。

(1) 采用 Maxwell 与 Simulink 协同仿真,模拟 FOC 策略下电机的动态行为,获取符合电机实际运行特性的电流信号,为后续的故障诊断研究提供了可靠的数据基础。

(2) 提出一种时域差分与 CWT 协同的特征提取策略,有效放大微弱的故障特征,并在时频域中实现高区分度的特征表征。

(3) 采用 CORAL-DANN 模型通过融合相关

性对齐与对抗学习,实现了知识的有效迁移。综合两种场景的试验结果,该模型不仅在同型号电机跨工况任务中表现出高稳定性和高精度,同时在差异更显著的跨型号电机诊断任务中依然保持良好的泛化能力。

利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

作者贡献

朱炳瑞进行了方案设计、试验研究、内容总结与论文撰写,鲍光海、王丽丽参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, experimental research, content summary and paper writing were carried out by Zhu Bingrui. The paper was reviewed and revised by Bao Guanghai and Wang Lili. All authors have read and approved the final version of the paper for submission.

参考文献

- [1] Liang X D, Ali M Z, Zhang H G. Induction motors fault diagnosis using finite element method: A review [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(2): 1205-1217.
- [2] 高俊国, 孟睿潇, 胡海涛, 等. 电机定子绝缘老化寿命预测研究进展 [J]. 电工技术学报, 2020, 35(14): 3065-3074.
Gao J G, Meng R X, Hu H T, et al. Research progress on prediction of aging life of motor stator insulation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(14): 3065-3074.
- [3] 吴立泉, 刘永强, 梁兆文. 一种感应电机转子断条早期故障诊断方法 [J]. 电机与控制应用, 2019, 46(9): 101-110.
Wu L Q, Liu Y Q, Liang Z W. A method for early broken rotor bar fault diagnosis of induction motor [J]. Electric Machines & Control Application, 2019, 46(9): 101-110.
- [4] 田坤臣. 变频驱动下异步电机故障诊断方法研究

- [D]. 西安: 西安科技大学, 2022.
- Tian K C. Research on fault diagnosis method of asynchronous motor driven by frequency conversion [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2022.
- [5] 陈众, 伍雅娜, 冷鹏, 等. 异步电机定子绕组匝间短路故障诊断研究[J]. 电机与控制应用, 2019, 46(5): 120-125.
- Chen Z, Wu Y N, Leng P, et al. Diagnosis of interturn faults in stator windings of asynchronous motor [J]. Electric Machines & Control Application, 2019, 46(5): 120-125.
- [6] 林志芳. 基于 CCF-HTLS 算法的异步电动机转子故障检测[J]. 电机与控制应用, 2019, 46(3): 109-114.
- Lin Z F. Detection method of rotor fault in asynchronous motors based on CCF-HTLS [J]. Electric Machines & Control Application, 2019, 46(3): 109-114.
- [7] 胡文彪, 王智勇, 吕照瑞. 感应电机故障诊断中的电机转速自动测定方法[J]. 电机与控制应用, 2015, 42(12): 74-78.
- Hu W B, Wang Z Y, Lyv Z R. The speed automatic measurement method in the fault diagnosis applications for induction motors [J]. Electric Machines & Control Application, 2015, 42(12): 74-78.
- [8] Karvelis P, Georgoulas G, Tsoumas I P, et al. A symbolic representation approach for the diagnosis of broken rotor bars in induction motors [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(5): 1028-1037.
- [9] Sapena-Bano A, Burriel-Valencia J, Pineda-Sanchez M, et al. The harmonic order tracking analysis method for the fault diagnosis in induction motors under time-varying conditions [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(1): 244-256.
- [10] 贾志新. 基于 MCSA 的轴承故障诊断方法研究 [D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2023.
- Jia Z X. Research on bearing fault diagnosis method based on MCSA [D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2023.
- [11] 宋彦兵, 方瑞明, 卢小芬, 等. 基于改进的 MCSA 法的变频电机转子故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2009, 36(3): 38-42.
- Song Y B, Fang R M, Lu X F, et al. Fault diagnosis for rotor of variable frequency motor based on advanced MCSA [J]. Electric Machines & Control Application, 2009, 36(3): 38-42.
- [12] 胡文彪, 夏立, 向东阳, 等. 基于逆变器直流侧电流和融合算法的感应电机转子故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(8): 38-41+46.
- Hu W B, Xia L, Xiang D Y, et al. Rotor fault diagnosis based on DC-side current and fusion algorithm for induction motors [J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(8): 38-41+46.
- [13] 沈飞, 陈超, 严如强. 奇异值分解与迁移学习在电机故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2017, 30(1): 118-126.
- Shen F, Chen C, Yan R Q. Application of SVD and transfer learning strategy on motor fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2017, 30(1): 118-126.
- [14] Han T, Liu C, Yang W G, et al. Deep transfer network with joint distribution adaptation: A new intelligent fault diagnosis framework for industry application [J]. ISA Transactions, 2020, 97: 269-281.
- [15] Li Y B, Song Y, Jia L, et al. Intelligent fault diagnosis by fusing domain adversarial training and maximum mean discrepancy via ensemble learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(4): 2833-2841.
- [16] Garcia-Calva T A, Morinigo-Sotelo D, Garcia-Perez A, et al. Demodulation technique for broken rotor bar detection in inverter-fed induction motor under non-stationary conditions [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2019, 34(3): 1496-1503.
- [17] Ganin Y, Ustinova E, Ajakan H, et al. Domain-adversarial training of neural networks [J]. Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1): 2096-2030.
- [18] 姜苗, 向阳, 盛晨兴. 基于 Proto-DANN 的电机变工况迁移诊断方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2025, 53(4): 38-44+84.
- Jiang M, Xiang Y, Sheng C X. Motor transfer diagnosis method for varying operating conditions based on Proto-DANN [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2025, 53(4): 38-44+84.
- [19] 齐乐, 刘业余, 郑元洲, 等. 一种基于改进

- YOLOv7的轻量型船舶目标检测方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2025, 49(5): 1159-1168.
- Qi L, Liu Y Y, Zheng Y Z, et al. A lightweight ship detection algorithm based on improved YOLOv7 [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2025, 49(5): 1159-1168.
- [20] Wang X X, He H B, Li L S. A hierarchical deep domain adaptation approach for fault diagnosis of power plant thermal system [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(9): 5139-5148.
- [21] 屈汉章. 连续小波变换及其应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2001.
- Qu H Z. Continuous wavelet transform and its applications [D]. Xi'an: Xidian University, 2001.
- [22] 刘顺兰, 钱惠生, 徐平原. Morlet小波变换在检测瞬时信号中的应用[J]. 杭州电子科技大学学报, 1999(3): 29-36.
- Liu S L, Qian H S, Xu P Y. Application of the Morlet wavelet transform to detection of transient signals [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 1999(3): 29-36.
- [23] Gong B Q, Shi Y, Sha F, et al. Geodesic flow kernel for unsupervised domain adaptation [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 2012: 2066-2073.
- [24] Hoffman J, Tzeng E, Darrell T, et al. Simultaneous deep transfer across domains and tasks [C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile, 2015: 4068-4076.
- [25] Sun B C, Feng J S, Saenko K. Return of frustratingly easy domain adaptation [C]// Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016.
- [26] 郑成杰, 郑之. 基于最大分类器差异域适应方法的3维点云分类[J]. 信息与控制, 2023, 52(5): 588-597.
- Zheng C J, Zheng Z. 3D point cloud classification based on maximum classifier discrepancy domain adaptation method [J]. Information and Control, 2023, 52(5): 588-597.

收稿日期:2026-01-08

收到修改稿日期:2026-02-04

作者简介:

朱炳瑞(2000—),男,硕士研究生,研究方向为电机故障检测,2991076525@qq.com;

*通信作者:鲍光海(1977—),男,博士,教授,研究方向为电器及其系统智能化与故障诊断,19428733@qq.com。