

DOI: 10.3901/JME.2023.03.076

仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断^{*}

邵海东 肖一鸣 颜 深
(湖南大学机械与运载工程学院 长沙 410082)

摘要: 现有无监督的轴承跨域故障诊断研究往往采用充足的试验台数据构建源域, 且难以兼顾领域间的边缘分布和条件分布对齐, 此外在域适配过程中全体源域样本被赋予相同的重要性。针对以上挑战, 提出了一种仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断新方法。采用仿真所得的故障信息丰富, 标签数据充足的轴承故障数据构建源域, 降低对试验台资源的依赖。设计了一种嵌入联合最大均值差异的改进损失函数, 在无监督场景下实现了不同域间边缘分布和条件分布的同时对齐。开发了一种源域样本权值分配机制, 通过领域预测误差衡量源域样本与目标域样本的相似性从而自适应地分配其权值以抑制负迁移。使用两组试验台数据作为目标域对所提方法进行验证, 结果表明: 所提方法能够充分适配仿真域和实验域的深层特征分布, 提高无监督跨域场景下的故障诊断精度。

关键词: 仿真数据驱动; 无监督域适应; 轴承故障诊断; 改进损失函数; 权值分配机制

中图分类号: TH17

Simulation Data-driven Enhanced Unsupervised Domain Adaptation for Bearing Fault Diagnosis

SHAO Haidong XIAO Yiming YAN Shen
(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

Abstract: The existing unsupervised cross-domain fault diagnosis studies of bearing usually utilize sufficient experimental data collected from test rigs as the source domains, the marginal distribution and conditional distribution alignments between domains are difficult to be considered simultaneously, and all source-domain samples are endowed with the same importance in the process of domain adaptation. Aiming at the above challenges, a new method of simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis is proposed. The bearing fault data with rich fault information and sufficient label data obtained by numerical simulation is used to construct the source domain, thus reducing the dependence on the resources of test rigs. An enhanced loss function embedded with the joint max mean discrepancy is designed to achieve simultaneous alignments of marginal and conditional distributions between different domains in unsupervised scenarios. A weight allocation mechanism for source domain samples is developed to measure the similarity between each individual source domain sample and target domain samples through domain prediction error and to adaptively allocate their weights to suppress negative transfer. Two sets of experimental data collected from test rigs are used as the target domains to validate the effectiveness of the proposed method. The results show that the proposed method can fully adapt the deep feature distributions of simulation domain and experimental domain to improve cross-domain fault diagnosis accuracy in unsupervised scenarios.

Key words: simulation data-driven; unsupervised domain adaptation; bearing fault diagnosis; enhanced loss function; weight allocation mechanism

^{*} 国家自然科学基金(51905160)和湖南省自然科学基金优秀青年科学基金(2021JJ20017)资助项目。20220307 收到初稿, 20220701 收到修改稿。

0 前言

旋转机械在各行各业中扮演着重要的角色, 轴承是旋转机械设备的通用且关键的组成部件, 一旦发生故障可能会造成严重的后果, 这使得轴承故障诊断研究受到了很大重视^[1]。

近年来, 得益于新一代人工智能技术的迅速发展, 深度学习模型被开发并成功应用于端对端的机械智能故障诊断领域, 受到了国内外学者的广泛关注^[2-3]。然而, 众多深度学习模型展现的优异诊断性能离不开充足、含标签且同分布的数据样本^[4]。在实际工程中, 出于成本和安全等原因, 难以甚至无法获取包含故障标签信息的数据样本。此外, 由于机械设备常运行于不同的负载和转速等条件下, 导致所测得的数据往往服从不同分布, 而在某种分布下的数据(源域)训练的模型通常难以直接推广到另一种分布下的数据(目标域)^[5]。因此, 无监督的跨域故障诊断任务更具有实际研究意义。

无监督领域自适应是一种重要的迁移学习策略, 可以用来解决上述由于域偏移导致模型泛化能力较差的问题。近年来, 研究学者分别基于特征变换和对抗学习陆续开展了无监督领域自适应的机械故障诊断研究。2019 年, YANG 等^[6]通过最小化最大均值差异(Max mean discrepancy, MMD)减小域间分布距离, 检测了轴承的各类故障。2019 年, AN 等^[7]提出了一种基于多核技术的模态分解迁移学习轴承故障诊断方法。2021 年, ZHAO 等^[8]设计了一种基于注意力机制的多尺度对抗迁移网络, 自动区分了轴承的多种故障状态。2021 年, QIN 等^[9]构造了嵌入相关对齐(Correlation alignment, CORAL)的领域对抗网络模型, 识别了轴承的故障模式。2021 年, LI 等^[10]采用了一种最优集成深度迁移网络, 完成了滚动轴承不同故障的自动分类。

上述文献所提方法在各类无监督的跨域故障诊断任务中表现出了良好的学习能力和迁移效果, 为该领域的后续研究提供了重要参考, 然而, 为进一步提升诊断的准确率、稳定性和泛化性, 仍需解决一些具有挑战性的问题。(1)目前研究中绝大部分的轴承故障源域数据来自实验室的故障模拟试验台, 这些数据更适用于研究故障现象的一般规律, 且针对性地搭建具有一定精度的模拟试验台非一朝一夕可实现, 需要持久大量的资源投入, 难以灵活满足众多工况下的故障数据需求^[11-12]。借助数值仿真技术, 可建立反映机械系统真实运行状况的故障仿真

模型, 获取大量故障信息丰富, 标签数据充足的轴承故障样本, 从而解决训练样本不足的难题, 降低对模拟试验台的资源依赖。(2)上述研究通常只考虑源域和目标域数据之间的边缘分布对齐, 而忽视条件分布对齐, 这可能导致目标域中靠近类边界或远离类中心的模糊样本被误分^[13]。由于无监督故障诊断研究的目标域中不存在任何有标记的数据, 致使其条件分布的建模具有极大挑战。因此, 亟待设计新型损失度量函数, 无需目标域中的标签数据即可实现不同域数据间条件分布和边缘分布的同时对齐。(3)目前研究中在进行域适配时通常为源域样本分配均等的权重, 即使是与目标域差异较大的源域样本, 也被赋予了相同的重要性, 这可能会造成诊断模型的负迁移^[14]。因此, 开发源域样本权值分配机制, 判别源域样本与目标域样本的相似性并在域适配时自适应地赋予其权值, 有望在一定程度上抑制负迁移, 提升诊断准确率。

综上, 提出了一种仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断新方法。在两个案例中与多种方法对比, 结果表明所提方法展现了更高的无监督轴承跨域故障诊断准确率。方法创新性总结如下。

(1) 不同于现有实验数据间的迁移诊断研究, 采用仿真所得的故障信息丰富, 标签数据充足的轴承故障数据构建源域, 降低对模拟试验台的依赖, 探索“数据-物理”耦合驱动的故障诊断新途径。

(2) 设计了一种嵌入联合最大均值差异度量的改进损失函数, 从联合分布切入, 在无监督场景下实现了不同域间边缘分布和条件分布的同时对齐。

(3) 开发了一种源域样本权值分配机制, 通过领域预测误差衡量源域样本与目标域样本的相似性从而自适应地分配其权值以抑制负迁移。

论文余下部分安排如下: 第二节介绍了无监督领域对抗神经网络的经典理论, 第三节详细阐述了所提方法, 第四节描述了无监督轴承跨域故障诊断的 2 个案例, 第五节进行了总结。

1 无监督领域对抗神经网络

领域对抗神经网络(Domain adversarial neural network, DANN)主要用于无监督跨域数据分布不匹配问题^[15], 其结构如图 1 所示, 主要由特征提取器 G_f 、域判别器 G_d 和分类器 G_y 组成, G_f 用于学习域不变且具有判别性的特征; G_d 试图判别经 G_f 变换的特征来自源域或目标域; G_y 负责分类。

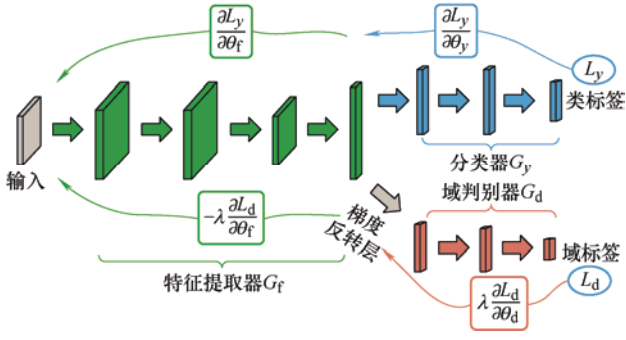


图1 DANN 基本架构

令 $\mathcal{D}_s = \{\mathbf{x}_i^s, y_i^s\}_{i=1}^{n_s}$ 为源域有标签样本集, $\mathcal{D}_t = \{\mathbf{x}_i^t\}_{i=1}^{n_t}$ 为目标域无标签样本集, 其中 n_s 和 n_t 分别为源域和目标域中的样本个数, 其类别数均为 K_s 。DANN 的损失函数由分类交叉熵损失 L_y 和域判别交叉熵损失 L_d 两部分组成

$$L(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = L_y(\theta_f, \theta_y) - \lambda L_d(\theta_f, \theta_d) \quad (1)$$

$$L_y(\theta_f, \theta_y) = -\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{k=0}^{K_s-1} I[y_i^s = k] \lg(G_y^k(G_f(\mathbf{x}_i^s))) \quad (2)$$

$$L_d(\theta_f, \theta_d) = -\frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \lg(G_d(G_f(\mathbf{x}_i^s))) - \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \lg(1 - G_d(G_f(\mathbf{x}_j^t))) \quad (3)$$

式中, θ_f 、 θ_d 、 θ_y 分别为 G_f 、 G_d 、 G_y 的参数; λ 为正则化系数; $G_y^k(\cdot)$ 表示 G_y 输出的第 k 个元素; $I[\cdot]$ 为指示函数。

在参数更新时, 对于 L_y : G_f 和 G_y 期望其最小化来提升网络的分类能力; 对于 L_d : G_d 期望其最小化来增强域判别能力而 G_f 期望其最大化来减小域间分布差异。因此, 参数更新方法如下

$$(\hat{\theta}_f, \hat{\theta}_y) = \arg \min_{\theta_f, \theta_y} L(\theta_f, \theta_y, \hat{\theta}_d) \quad (4)$$

$$(\hat{\theta}_d) = \arg \max_{\theta_d} L(\hat{\theta}_f, \hat{\theta}_y, \theta_d) \quad (5)$$

式中, $\hat{\theta}_f$ 、 $\hat{\theta}_y$ 、 $\hat{\theta}_d$ 为鞍点处的最优参数。利用梯度反转层, 采用随机梯度下降(Stochastic gradient descent, SGD)优化方法可完成上述参数更新。

2 所提方法

2.1 基于仿真数据的源域构建

采用集中质量法建立转子-轴承系统仿真模型来生成振动响应, 用于构建源域数据集。动力学仿真模型如图2所示, 主要由盘、轴、轴承、基座等

构件组成, 轴承外圈固定在轴承座上, 内圈随轴旋转。假设主要构件的刚度和阻尼均为定值, 局部缺陷发生在左支承轴承处, 则可列出六个与左支承轴承相关的运动微分方程^[16-17]。

$$m_{bL} \ddot{x}_{bL} + k_{fLH}(x_{bL} - x_c) + c_{fLH}(\dot{x}_{bL} - \dot{x}_c) + k_{tLH}(x_{bL} - x_{wL}) + c_{tLH}(\dot{x}_{bL} - \dot{x}_{wL}) = 0 \quad (6)$$

$$m_{bL} \ddot{y}_{bL} + k_{fLV}(y_{bL} - y_c) + c_{fLV}(\dot{y}_{bL} - \dot{y}_c) + k_{tLV}(y_{bL} - y_{wL}) + c_{tLV}(\dot{y}_{bL} - \dot{y}_{wL}) = -m_{bL}g \quad (7)$$

$$m_{rL} \ddot{x}_{rL} + k(x_{rL} - x_{tp}) + c_{rb} \dot{x}_{rL} - F_{xbL} = 0 \quad (8)$$

$$m_{rL} \ddot{y}_{rL} + k(y_{rL} - y_{rp}) + c_{rb} \dot{y}_{rL} - F_{ybL} = -m_{rL}g \quad (9)$$

$$m_{wL} \ddot{x}_{wL} + k_{tLH}(x_{wL} - x_{bL}) + c_{tLH}(\dot{x}_{wL} - \dot{x}_{bL}) + F_{xbL} = 0 \quad (10)$$

$$m_{wL} \ddot{y}_{wL} + k_{tLV}(y_{wL} - y_{bL}) + c_{tLV}(\dot{y}_{wL} - \dot{y}_{bL}) + F_{ybL} = -m_{wL}g \quad (11)$$

式中, m_{bL} 为轴承支座质量; k_{fLH} 和 k_{fLV} 分别为机匣与轴承支座间的横向和纵向支承刚度, c_{fLH} 和 c_{fLV} 分别为其横向和纵向支承阻尼; k_{tLH} 和 k_{tLV} 分别为轴承外圈与轴承支座间的横向和纵向弹性支承刚度; c_{tLH} 和 c_{tLV} 分别为其横向和纵向挤压油膜阻尼。 m_{rL} 为转子的等效质量; k 和 c_{rb} 分别为转轴刚度和转子在轴承处的阻尼; F_{xbL} 和 F_{ybL} 为轴承的支承反力; m_{wL} 为轴承外圈质量。

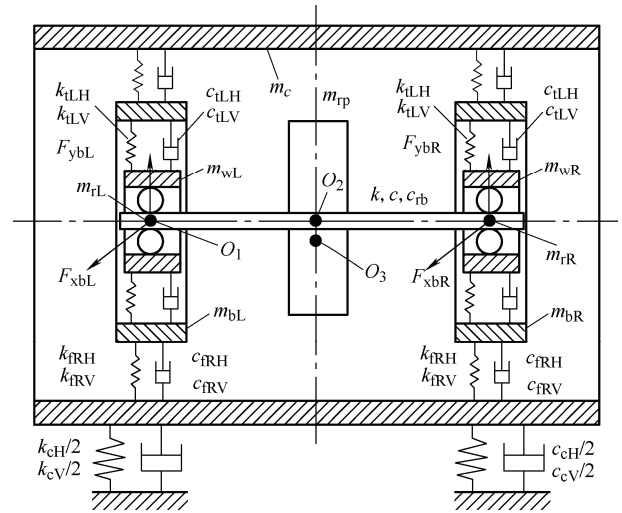


图2 转子-轴承系统动力学模型

图3为轴承在外圈、内圈以及滚珠部件上出现局部缺陷区域时的示意图, 发生周期变化的接触力 F_{xbL} 和 F_{ybL} 是滚珠在不同角度下的接触力总和

$$F_{xbL} = \sum_{j=1}^z f_j \cos \theta_j \quad F_{ybL} = \sum_{j=1}^z f_j \sin \theta_j \quad (12)$$

式中, θ_j 为第 j 个滚珠的角位置, f_j 为第 j 个滚珠与滚道之间的接触力, 按如下公式计算

$$f_j = C_b [\delta_j]^{\frac{3}{2}} = C_b (x \cos \theta_j + y \sin \theta_j - \delta_0 - \delta_D)^{\frac{3}{2}} \times H(x \cos \theta_j + y \sin \theta_j - \delta_0 - \delta_D) \quad (13)$$

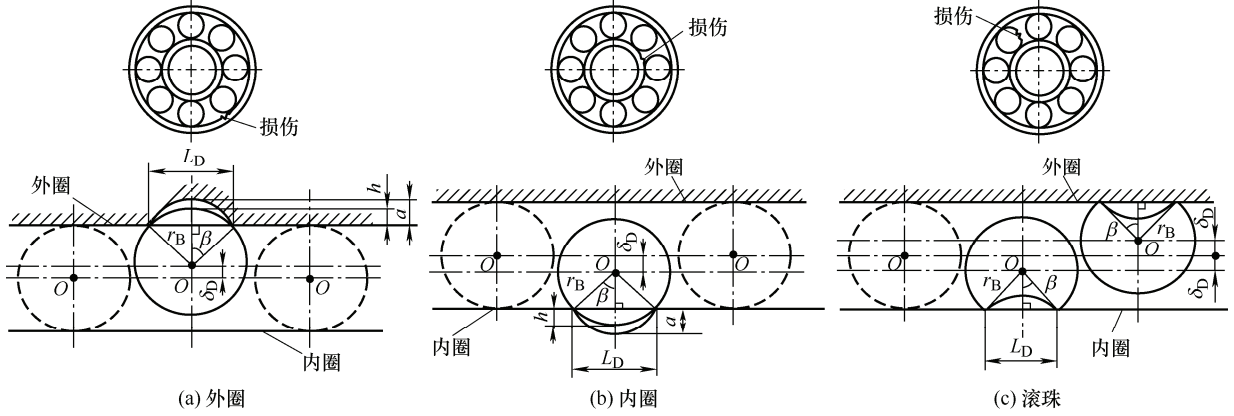


图3 轴承部件损伤示意图

仿真模型选用 JIS6306 型轴承, 其主要参数见表 1。设损伤直径 L_D 为 0.533 4 mm, 损伤深度 a 为 2.794 mm, 采样频率为 10 kHz。图 4 为当转轴角速度为 150 rad/s 时, 左端轴承在四种不同健康状态下采集的振动加速度信号时域波形图。令转轴的角速度以 5 rad/s 为间隔在 150 rad/s 到 270 rad/s 之间进行变化, 采集左端轴承水平及垂直方向的加速度信号用于构建源域数据集。

表 1 JIS6306 滚动轴承主要计算参数

主要参数	数值
外圈半径/mm	63.9
内圈半径/mm	40.1
节径/mm	52
滚珠直径/mm	11.9
滚珠个数	8
接触角/°	0

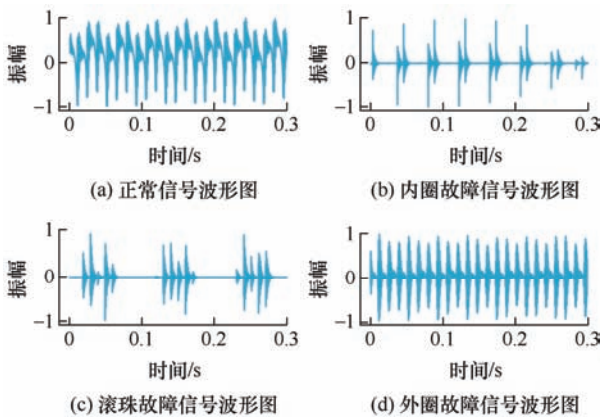


图4 滚动轴承 4 种状态的仿真数据时域波形图

式中, C_b 为赫兹接触刚度, $H(\cdot)$ 为亥维塞函数。 $\delta_j = x \cos \theta_j + y \sin \theta_j - \delta_0 - \delta_D$ 为滚珠与滚道之间的间隙, δ_0 为初始间隙, δ_D 为局部缺陷造成的间隙。

2.2 嵌入 JMMD 的改进损失函数设计

现有无监督领域自适应方法多局限于源域和目标域的边缘分布对齐, 而忽视条件分布对齐, 这将导致目标域类边界附近的模糊样本被错误分类。然而, 因目标域没有任何标签, 其条件分布极难被表征。利用联合最大均值差异 (Joint mMD, JMMD)^[18] 度量改进经典 DANN 的损失函数, 从联合分布切入, 有望实现上述两种分布的同时对齐。

嵌入 JMMD 的改进损失函数的设计过程主要为: 首先, 利用 DANN 中 G_f 与 G_y 的输出构成源域的联合分布 $P_s(G_f(X^s), G_y(G_f(X^s)))$ (记为 P_s), 和目标域的联合分布 $P_t(G_f(X^t), G_y(G_f(X^t)))$ (记为 P_t), 其中 $X^s = \{\mathbf{x}_i^s\}_{i=1}^{n_s}$, $X^t = \{\mathbf{x}_i^t\}_{i=1}^{n_t}$; 然后, 通过再生核希尔伯特空间嵌入计算 P_s 和 P_t 之间的差异, 记作 $D(P_s, P_t)$; 最后, 选用高斯核函数, 使用核均值嵌入之间距离计算 $D(P_s, P_t)$ 的经验估计值, 记作 $\hat{D}(\theta_f, \theta_y)$ 。令 $\hat{f}_i^s = G_f(\mathbf{x}_i^s)$, $\hat{f}_i^t = G_f(\mathbf{x}_i^t)$, $\hat{y}_i^s = G_y(G_f(\mathbf{x}_i^s))$, $\hat{y}_i^t = G_y(G_f(\mathbf{x}_i^t))$, 则有

$$\begin{aligned} \hat{D}(\theta_f, \theta_y) = & \frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} k(\hat{f}_i^s, \hat{f}_j^s) \cdot k(\hat{y}_i^s, \hat{y}_j^s) + \\ & \frac{1}{n_t^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} k(\hat{f}_i^t, \hat{f}_j^t) \cdot k(\hat{y}_i^t, \hat{y}_j^t) - \\ & \frac{1}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} k(\hat{f}_i^s, \hat{f}_j^t) \cdot k(\hat{y}_i^s, \hat{y}_j^t) \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $k(\cdot)$ 表示高斯核函数。

该式捕获了联合分布 P_s 和 P_t 中不同变量之间

的交互,可显式地计算出源域和目标域的联合分布差异,但这种对分布差异预定义的方法通常还不足准确表征动态变化的数据分布。因此,将式(14)嵌入至经典 DANN 的损失函数(1)中加以改进,一方面,可在一定程度上缓解上述 JMMD 的缺陷,另一方面,在通过 DANN 适配源域和目标域边缘分布的同时使用 JMMD 对齐其联合分布,可帮助 DANN 在无监督的条件下对域间条件分布进行适配,弥补其局限于边缘分布对齐的缺陷。

最终所提嵌入 JMMD 的改进损失函数为

$$L(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = L_y(\theta_f, \theta_y) - \lambda L_d(\theta_f, \theta_d) + \mu \hat{D}(\theta_f, \theta_y) \quad (15)$$

式中, μ 为正则化系数。

2.3 源域样本权值分配机制开发

经典的无监督领域对抗自适应通常对源域样本分配均等的权重来与目标域进行适配,然而源域中很有可能存在与目标域差异过大的样本,此时若依然采用均等权重分配策略,极有可能会造成诊断模型负迁移。

为了刻画不同域间样本的相似性,开发了一种基于领域预测误差的源域样本权值分配机制,通过域判别器的判别难度来计算应为源域样本分配的权值。令 ω_i^s 表示源域中第 i 个样本的权值,则有

$$\omega_i^s = -\lg(G_d(G_f(x_i^s))) \quad (16)$$

采用最小-最大归一化方法对该权值进行缩放,则归一化后的权值 $\tilde{\omega}_i^s$ 为

$$\tilde{\omega}_i^s = \frac{\omega_i^s - \omega_{i,\min}^s}{\omega_{i,\max}^s - \omega_{i,\min}^s} \quad (17)$$

式中, $\omega_{i,\max}^s = \max(\omega_i^s)$, $\omega_{i,\min}^s = \min(\omega_i^s)$ 。

将源域样本分配的权值引入至前述嵌入 JMMD 的改进损失函数,此时,式(3)变为

$$\tilde{L}_d(\theta_f, \theta_d) = -\frac{1}{n_s} \sum_i \tilde{\omega}_i^s \lg(G_d(G_f(x_i^s))) - \frac{1}{n_t} \sum_j \lg(1 - G_d(G_f(x_j^t))) \quad (18)$$

结合式(15)得所提方法的最终损失函数为

$$L(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = L_y(\theta_f, \theta_y) - \lambda \tilde{L}_d(\theta_f, \theta_d) + \mu \hat{D}(\theta_f, \theta_y) \quad (19)$$

2.4 模型架构及优化方法

图 5 为所提方法的网络模型基本架构。该模型由特征提取器,分类器,域判别器三个模块组成。具体来说,特征提取器使用了卷积层,批归一化层,整流线性单元 (Rectified linear unit, ReLU),池化层,全连接层和随机失活层 (Dropout)。分类器为一层全连接层。此外,域判别器由全连接层, ReLU, Dropout 和 Sigmoid 激活函数搭构成。

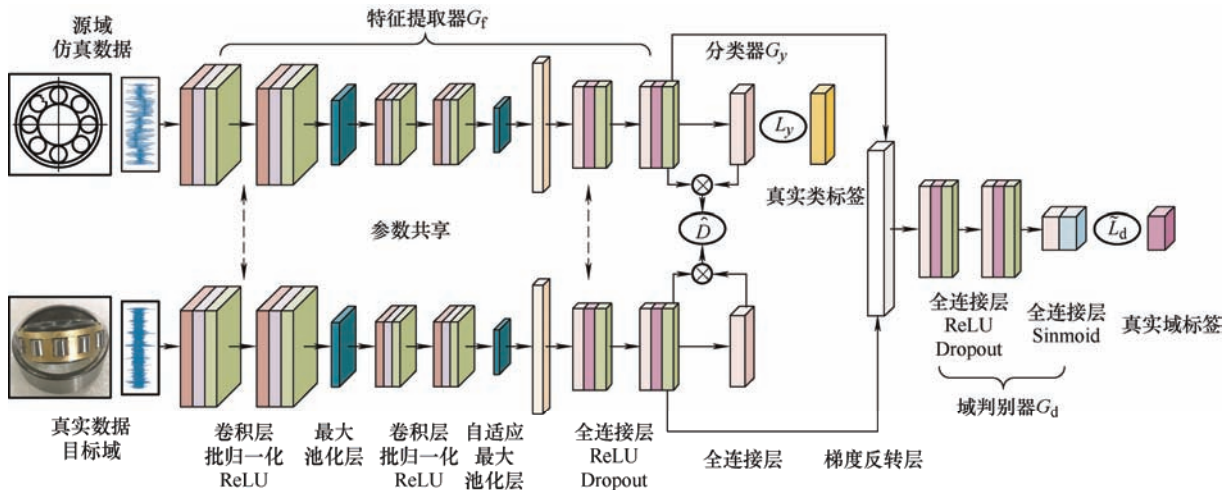


图 5 所提方法的模型架构

使用 SGD 算法对所提方法的模型进行训练,参数 θ_f 、 θ_d 、 θ_y 将按如下方式更新

$$\begin{aligned} \theta_f &\leftarrow \theta_f - \varepsilon \left(\frac{\partial L_y}{\partial \theta_f} - \lambda \frac{\partial \tilde{L}_d}{\partial \theta_f} + \mu \frac{\partial \hat{D}}{\partial \theta_f} \right) \\ \theta_y &\leftarrow \theta_y - \varepsilon \left(\frac{\partial L_y}{\partial \theta_y} + \mu \frac{\partial \hat{D}}{\partial \theta_y} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\theta_d \leftarrow \theta_d - \varepsilon \frac{\partial \tilde{L}_d}{\partial \theta_d}$$

式中, ε 为学习率。

所提方法具体训练和测试流程如图 6 所示。

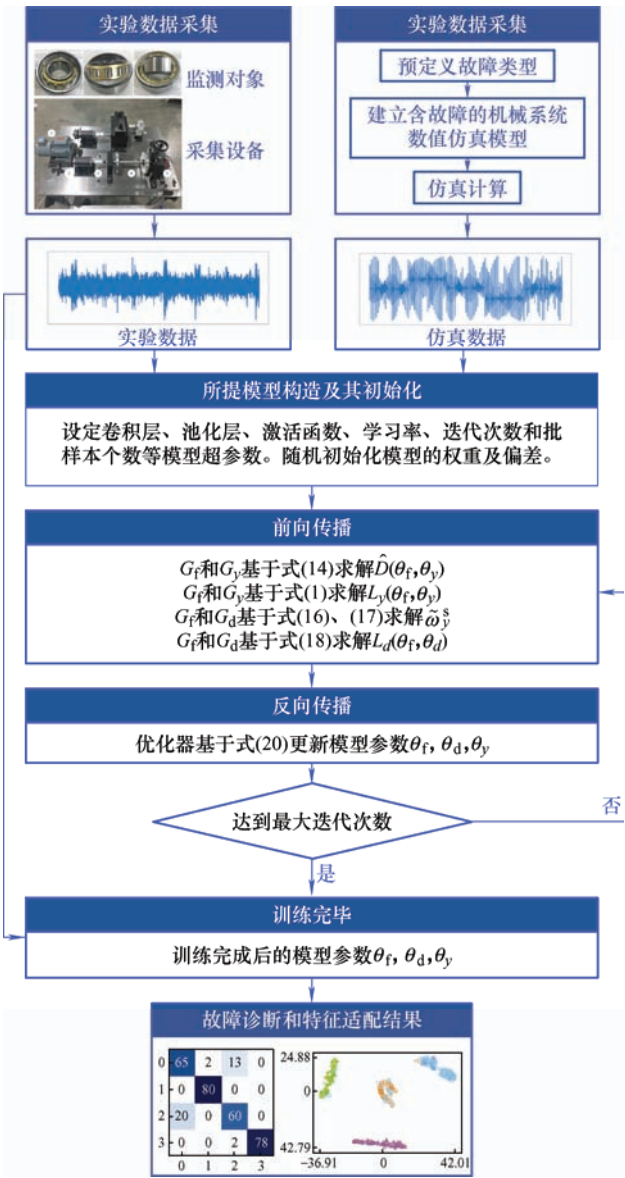


图 6 所提方法的训练和测试流程

3 实验与结果分析

3.1 目标域数据集及对比方法介绍

在两个无监督的轴承跨域故障诊断案例中验证所提方法的有效性。其中，案例一使用 QPZZ-II 轴承故障试验台数据集^[19](目标域 1)，案例二使用机车轴承故障数据集^[20](目标域 2)。图 7 和图 8 分别为两组数据集各自所采用的实验装置以及三种故障轴承，其采样频率分别为 25.6 KHz 和 12.8 KHz。在两个实验案例中，样本维度均为 1000，源域样本设置与其目标域一致。两个目标域数据集的详细信息见表 2。

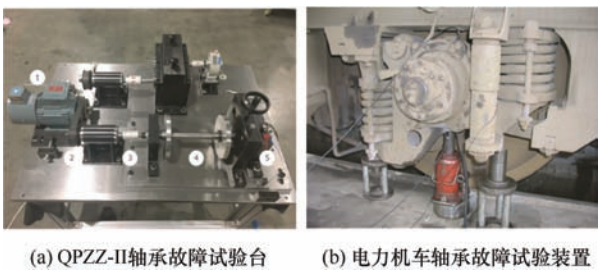


图 7 不同机械设备的轴承试验台

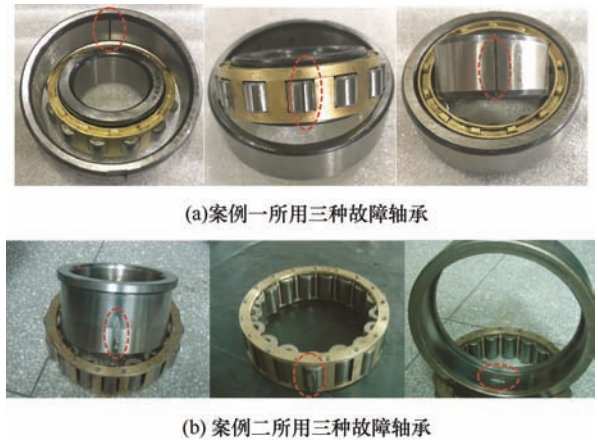


图 8 三种故障轴承

表 2 目标域数据集详细信息

数据集	轴承型号	健康状态	训练/测试样本数	电机转速(r/min)
目标域 1	NU205EM	正常	320/80	1 500
		内圈故障		
		滚珠故障		
		外圈故障		
		正常		490
目标域 2	552732QT	内圈故障	480/120	498
		滚珠故障		531
		外圈故障		490
		正常		490
		内圈故障		498

为验证所提方法的优越性，将其与其他 7 种方法进行对比。首先，为验证迁移诊断策略的必要性，将所提方法(记为方法 1)与标准卷积神经网络(记为方法 2)对比；其次，为体现所提方法的优越性，与经典无监督跨域故障诊断方法进行对比，包括 DANN，深度自适应网络(Deep adaptation network, DAN)，联合自适应网(Joint adaptation network, JAN)，CORAL，依次记为方法 3 至方法 6；最后，为说明所设计嵌入 JMMD 改进损失函数和所开发源域样本权值分配机制的各自有效性，分别与只使用改进损失函数的 DANN 和只使用权值分配机制

的 DANN 进行对比, 记为方法 7 和方法 8。为减小随机初始化模型参数对提出方法性能的影响, 在每个案例中均进行了 10 次重复实验。

两个案例中, 所提方法的主要参数设置如下: 学习率为 0.000 1, 批样本个数 batch 为 32, 迭代次数 N 为 300, 卷积层的激活函数为线性整流函数 (Rectified linear unit, RELU), 正则化系数 λ 和 μ 随模型迭代训练次数的增加而增大, 使模型在训练初期能够充分地拟合源域数据与其标签之间的映射关系。正则化系数的增长轨迹服从 $\lambda, \mu \sim 2m / (1 + e^{-Kt}) - m$, 其中, t 为模型当前迭代训练次数; m 为正则化系数的上限, 设置为 1; K 控制变化速率, 设置为 1/30。

3.2 对比结果分析

使用平均准确率, 平均 F1 得分和某次混淆矩阵充分比较各方法在目标域测试集上的诊断性能。结果分别如表 3、图 8~10 所示。在混淆矩阵中, 正常, 内圈故障, 滚珠故障, 外圈故障标签依次设置为 0, 1, 2, 3, 横坐标为预测标签, 纵坐标为真实标签。

表 3 各方法的平均准确率及标准差

方法	案例 1 (%)	案例 2 (%)
方法 1	85.532±1.359	81.355±1.880
方法 2	25.812±0.648	24.25±2.284
方法 3	79.312±3.103	61.189±6.846
方法 4	81.281±2.688	73.334±14.556
方法 5	79.937±4.219	67.771±12.536
方法 6	47.094±10.120	39.270±11.399
方法 7	82.688±2.283	77.145±2.641
方法 8	82.156±2.138	75.645±2.092

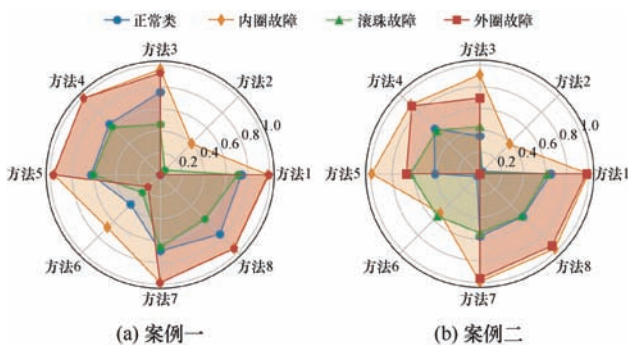


图 9 各方法四类状态的平均 F1 得分

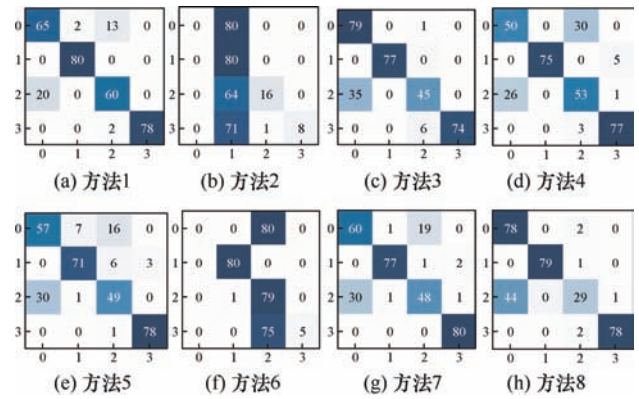


图 10 案例一各方法第三次实验的混淆矩阵图

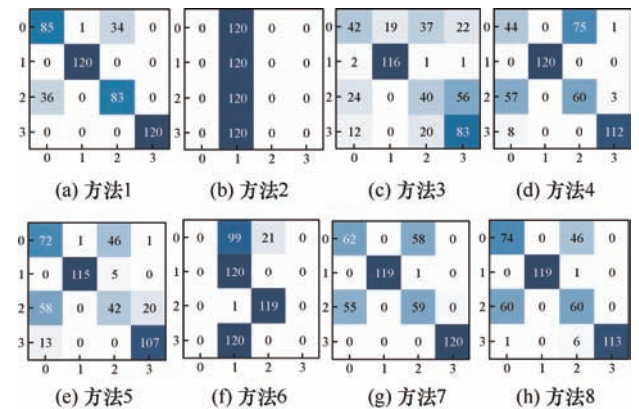


图 11 案例二各方法第三次实验的混淆矩阵图

由上述图表可以得到以下几个主要结论。

(1) 通过方法 1 和方法 2-6 对比, 可知方法 1 展现了更高的故障诊断准确率, 在目标域无标签的情况下, 能更好地利用源域的故障信息识别目标域样本对应的轴承健康状态。具体地, 在两个案例中, 方法 1 的平均诊断准确率分别为 85.532% 和 81.355%, 而其他方法的平均诊断准确率最高只有 81.281% 和 73.334%。

(2) 通过方法 7 和方法 3, 以及方法 1 和方法 8 的对比, 可知所设计嵌入 JMMD 的改进损失函数帮助诊断模型在整体上提升了各类别的诊断精度。以滚珠故障和外圈故障为例, 案例一中, 方法 7 的 F1 值分别为 0.664 和 0.987, 而方法 3 仅为 0.458 和 0.928; 方法 1 的 F1 值为 0.708 和 0.989, 而方法 8 仅为 0.574 和 0.953。案例二中, 方法 7 的 F1 值分别为 0.545 和 0.962, 而方法 3 仅为 0.434 和 0.697; 方法 1 为 0.616 和 0.980, 而方法 8 仅为 0.530 和 0.904。

(3) 通过方法 8 和方法 3, 以及方法 1 和方法 7 的对比, 可知所开发源域样本权值分配机制对诊断模型的识别性能提升起到了积极作用, 同时增强了诊断模型的稳定性, 这是因为适配源域与

目标域中差异显著样本的难度较大,且具有不稳定性,而该机制能根据源域样本与目标域样本的相似性自适应地赋予其权值,抑制负迁移,增强稳定性。

为更好地展现所提方法的特征适配性能,采用 t 分布邻域嵌入算法,将输出的特征向量降维,以实现可视化结果。针对源域和目标域的测试集,两个案例中各方法第三次实验的特征适配结果分别如图 12 和图 13 所示,其中源域正常,内圈故障,滚珠故障,外圈故障标签依次设置为 S_0, S_1, S_2, S_3, 目标域相应为 T_0, T_1, T_2, T_3, 横纵坐标分别为特征分量一和分量二。由对比结果可得,所提方法学习的深度特征更具代表性,更易区分,这是因为所提方法不仅兼顾仿真域与实验域的边缘分布以及条件分布适配,显著降低了域间特征分布差异,而且能在适配过程中,通过源域样本与目标域样本的相似性,自

适应地赋予每个源域样本权值,抑制特征适配过程中的负迁移。然而,由图也可知,源域和目标域存在少量样本的特征有部分混叠,主要原因为实际运行过程中各种不确定性的影响致使机械传动系统的实测样本与仿真样本的分布特性差异过于显著。

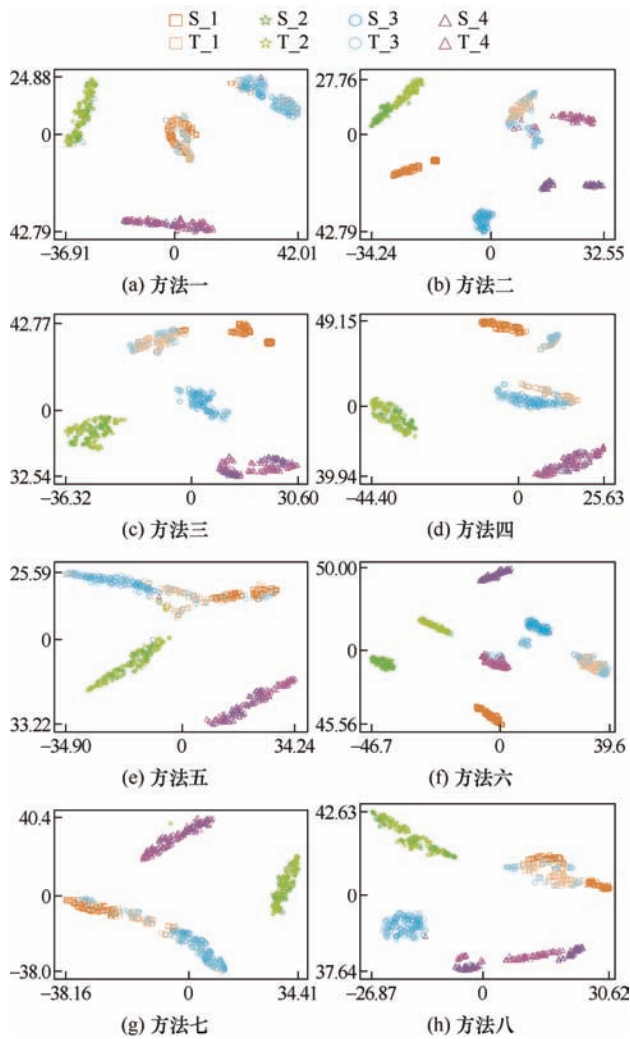


图 12 案例一各方法特征分布图

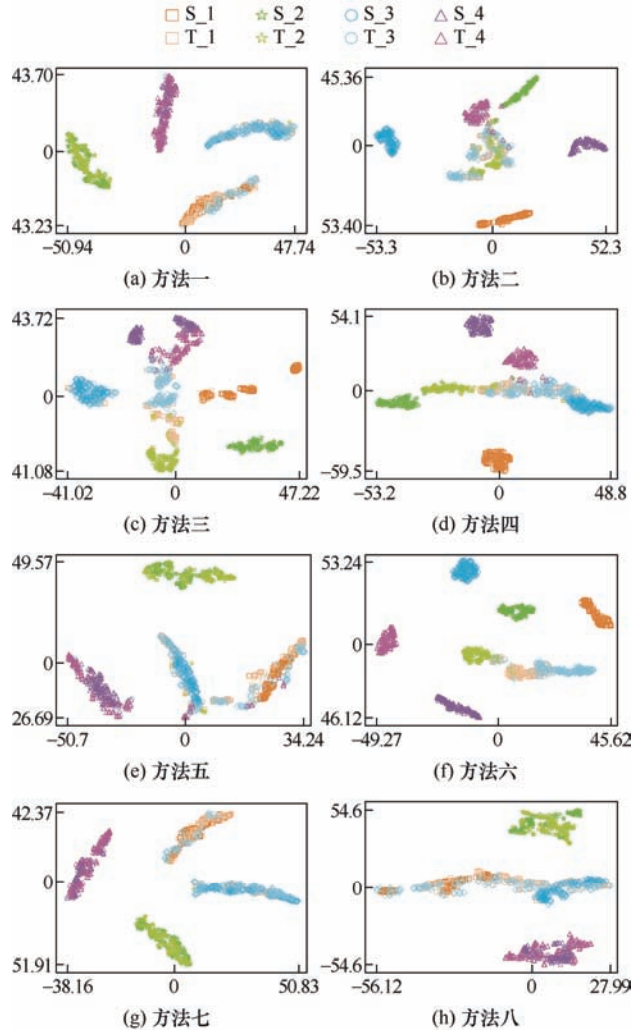


图 13 案例二各方法特征分布图

5 结论

提出了一种仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断新方法,主要结论如下。

(1) 采用数值仿真手段构建源域数据集,探索“数据-物理”耦合驱动故障诊断新途径,可降低对模拟试验台资源的依赖,具有广阔的应用前景。

(2) 所设计的嵌入 JMMMD 的改进损失函数从联合分布切入,充分兼顾域间的边缘分布和条件分布适配,显著降低了仿真数据和实验数据的特征分布差异,提高了诊断准确率。

(3) 所开发的源域样本权值分配机制能指导搜寻源域中与目标域更为相似的样本并赋予其更大的权值, 从而抑制负迁移。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] ZHAO Rui, YAN Ruqiang, CHEN Zhenghua, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.
- [3] 姜洪开, 邵海东, 李兴球. 基于深度学习的飞行器智能故障诊断方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 27-34.
JIANG Hongkai, SHAO Haidong, LI Xingqiu. Deep learning theory with application in intelligent fault diagnosis of aircraft[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7): 27-34.
- [4] 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.
- [5] 邵海东, 张笑阳, 程军圣, 等. 基于提升深度迁移自动编码器的轴承智能故障诊断[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 84-90.
SHAO Haidong, ZHANG Xiaoyang, CHENG Junsheng, et al. Intelligent fault diagnosis of bearing using enhanced deep transfer auto-encoder[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(9): 84-90.
- [6] 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
- [7] AN Zenghui, LI Shunming, XIN Yu, et al. An intelligent fault diagnosis framework dealing with arbitrary length inputs under different working conditions[J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(12): 125107.
- [8] ZHAO Bo, ZHANG Xianmin, ZHAN Zhenhui, et al. Deep multi-scale adversarial network with attention: A novel domain adaptation method for intelligent fault diagnosis[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 59: 565-576.
- [9] QIN Yi, YAO Qunwang, WANG Yi, et al. Parameter sharing adversarial domain adaptation networks for fault transfer diagnosis of planetary gearboxes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 160: 107936.
- [10] LI Xingqiu, JIANG Hongkai, WANG Ruixin, et al. Rolling bearing fault diagnosis using optimal ensemble deep transfer network[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 213: 106695.
- [11] 向家伟. 数值模型驱动的传动系统故障个性化诊断原理[J]. 机械工程学报, 2021, 57(15): 116-128.
XIANG Jiawei. Numerical model driving personalized diagnosis principle for fault [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(15): 116-128.
- [12] 陈雪峰, 訾艳阳. 智能运维与健康管理的[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
CHEN Xuefeng, ZI Yanyang. Intelligent maintenance and health management[M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [13] ZHOU Yuxuan, DONG Yining, ZHOU Hongkuan, et al. Deep dynamic adaptive transfer network for rolling bearing fault diagnosis with considering cross-machine instance[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3112800.
- [14] LI Weihua, CHEN Zhuyun, HE Guolin. A novel weighted adversarial transfer network for partial domain fault diagnosis of machinery[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(3): 1753-1762.
- [15] YAROSLAV G, EVGENIYA U, HANA A, et al. Domain-adversarial training of neural networks[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1): 2096-2030.
- [16] 陈果. 转子-滚动轴承-机匣耦合系统中滚动轴承故障的动力学分析[J]. 振动工程学报, 2008, 21(6): 577-587.
CHEN Guo. Dynamic analysis of ball bearing faults in rotor-ball bearing-stator coupling system[J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(6): 577-587.
- [17] YU Kun, FU Qiang, MA Hui, et al. Simulation data driven weakly supervised adversarial domain adaptation approach for intelligent cross-machine fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 14759217-20980718.
- [18] LONG Mingsheng, ZHU Han, WANG Jianmin, et al. Deep transfer learning with joint adaptation networks[C]// International conference on machine learning, PMLR,

- 2017, 70: 2208-2217.
- [19] CAO Hongru, SHAO Haidong, ZHONG Xiang, et al. Unsupervised domain-share CNN for machine fault transfer diagnosis from steady speeds to time-varying speeds[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 186-198.
- [20] SHAO Haidong, JIANG Hongkai, ZHANG Haizhou, et al. Electric locomotive bearing fault diagnosis using a novel convolutional deep belief network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(3): 2727-2736.

作者简介：邵海东(通信作者)，男，1990 年出生，博士，副教授，博士研究生导师。主要研究方向为故障诊断与寿命预测，数据挖掘与信息融合。
E-mail: hdshao@hnu.edu.cn