

控制与决策

Control and Decision

从仿真到现实的多层级虚实域适应的滚动轴承故障诊断方法

刘小峰, 金燕, 柏林

引用本文:

刘小峰, 金燕, 柏林. 从仿真到现实的多层级虚实域适应的滚动轴承故障诊断方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(3): 889–898.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0260>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于弱关联的自适应高维多目标进化算法](#)

A weak association-based adaptive evolutionary algorithm for manyobjective optimization

控制与决策. 2021, 36(8): 1804–1814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1723>

[基于批次图像化的卷积自编码故障监测方法](#)

Fault detection of batch image-based convolutional autoencoder

控制与决策. 2021, 36(6): 1361–1367 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1342>

[基于地标特征和元学习方法推荐最适用优化算法](#)

Recommending best suitable metaheuristic based on landmarking feature and meta-learning approach

控制与决策. 2021, 36(5): 1223–1231 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0993>

[基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

[Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed](#)

控制与决策. 2021, 36(4): 940–946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

[改进集成深层自编码器在轴承故障诊断中的应用](#)

Application of improved ensemble deep auto-encoder in bearing fault diagnosis

控制与决策. 2021, 36(1): 135–142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0270>

从仿真到现实的多层级虚实域适应的 滚动轴承故障诊断方法

刘小峰[†], 金燕, 柏林

(重庆大学 高端装备机械传动全国重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 针对仿真数据驱动的迁移故障诊断方法中虚实数据域差异过大带来的负迁移问题, 提出一种基于虚实域多层次联合适应网络 (VDMJAN) 的故障仿真到现实诊断方法. 采用非规则损伤形态的轴承故障动力学仿真模型, 生成测试实体轴承的故障虚拟信号; 构建不同尺寸卷积核的深度卷积神经网络, 对虚实域信号进行粗细粒度特征提取; 采用多分类器并行输出概率融合法对实测样本进行伪标签标注, 对仿真与实测样本进行不同层级的领域特征精细对齐; 引入 VDMJAN 训练的有效性损失, 保证了多分类器对实测样本状态识别的一致性, 并采用已对齐实测数据对分类器进行校正微调. 两个实验分析结果表明, 所提出的 VDMJAN 在实测故障样本标签信息完全缺失的情况下, 能够有效实现从仿真到现实的故障诊断, 在特殊环境下样本稀缺的设备故障诊断领域具有较好的应用前景.

关键词: 滚动轴承; 故障仿真建模; 领域自适应; 迁移诊断; 多尺度特征提取; 多分类器

中图分类号: TH165 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0260

引用格式: 刘小峰, 金燕, 柏林. 从仿真到现实的多层级虚实域适应的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(3): 889-898.

Simulation-to-reality fault diagnosis based on multi-level joint adaptive network in virtual and real domains of rolling bearing

LIU Xiao-feng[†], JIN Yan, BO Lin

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming at the serious negative transfer brought about by the excessive domain discrepancy of virtual-real data in the simulated data-driven transfer fault diagnosis method, this paper proposes an unsupervised fault diagnosis method based on a virtual-to-real domain multi-level joint adaptation network (VDMJAN). First, the dynamic simulation model of various types of rolling bearing faults with irregular patterns is established, and the virtual signals of the faults are generated and analyzed in terms of transportability modes in combination with the fault mechanism. Then, deep convolutional neural networks with different sizes of kernels are constructed to perform feature extraction at different granularities for virtual and real domain signals, which enhances the domain invariance of the features used for state discrimination. Finally, based on the pseudo-label labeling of the simulated samples using the probabilistic fusion of parallel outputs from multiple classifiers, the samples are finely aligned with domain features at different levels. By introducing the effectiveness loss, the class-aligned measured samples are filtered and used to calibrate the classifier to better adapt to the target domain classification task. The results of experimental analysis show that the proposed VDMJAN, driven by bearing fault simulation data in a single source domain, can realize effective simulation-reality fault diagnosis and has good application prospects in the field of equipment fault diagnosis where samples are scarce in special environments.

Keywords: rolling bearing; fault simulation modeling; domain adaptation; transfer diagnostics; multiscale feature extraction; multiple classifiers

0 引言

过去几十年来, 随着对机械设备系统的安全性、

可靠性、可维护性的要求不断提高, 在故障检测诊断和容错控制领域涌现出了大量研究成果. 作为一种

收稿日期: 2024-03-13; 录用日期: 2024-06-22.

基金项目: 国家科技重大专项 (J2019-IV-0001-0068); 国家自然科学基金项目 (52175077).

责任编辑: 赵春晖.

[†]通信作者. E-mail: liuxfeng0080@126.com.

数据密集型技术,基于深度学习的故障诊断需针对目标设备标记充足的故障数据进行模型训练^[1-2]。但是,要从投入高可靠性生产的真实设备中收集大量带有故障标签的样本是不现实的,而且在实际工业环境中,传感数据通常作为维护记录存放于单独的数据库中,其与故障事件没有明显的关联。物理实体的高保真故障仿真模型可以生成不同场景下各种故障类型的仿真数据。因此,故障动态仿真这一项新兴技术,可解决实际工业场景中标记故障数据稀缺的问题,并在机械故障诊断领域获得快速发展。然而,受限于仿真模型和计算的复杂性,仿真数据与实际场景数据之间的差异通常仍是限制仿真驱动故障诊断方法在工业环境中应用的主要瓶颈。

针对仿真数据的迁移学习(TL)技术被设计用来改进预训练网络,以便在数据稀缺的情况下对设备状态进行估计。Farhat等^[3]利用转子轴承系统数字孪生模型的仿真数据训练了多核支持向量机,以检测局部轴承故障;Yu等^[4]利用转子轴承系统的仿真数据构建了训练数据集,并采用弱监督对抗迁移学习的方法实现了跨机器故障诊断;Liu等^[5]提出了一种仿真模型驱动的域自适应故障诊断方法,用于识别不同类型缺陷的滚动轴承故障;Feng等^[6]提出了一种数字孪生驱动的健康评估方法,用于检测齿轮的运行状况;Xiao等^[7]开发了一种数字孪生增强型半监督框架,用于无标签电机故障诊断;Gao等^[8]使用有限元法模拟不同的轴承故障,并借助生成式对抗网络扩展数据集,在缺乏真实故障标记样本的情况下训练出有效的故障诊断模型;Piltan等^[9]将智能数字孪生模型与机器学习算法相结合,实现了对轴承故障和裂纹尺寸的精确识别;Zhang等^[10]开发了一种故障诊断的深度迁移学习网络,在测试数据健康状况未知的情况下,学习用于诊断的仿真数据知识。在上述TL方法中,模拟故障数据和实际场景的标签样本被用来进行深度域自适应,以实现从虚拟空间到物理空间的知识转移。这样,通过部分标注实际数据的半监督转移,就能实现滚动轴承的精确故障诊断。然而,在一些不允许出现故障的关键工业场景中,并不总能获得这种有监督的真实故障数据,而且模拟数据与测量数据之间的显著差异可能会导致负迁移,从而影响了这类半监督迁移学习方法在工程实践中的实用性。

近年来,领域泛化(DG)方法在机械故障诊断领域得到了快速发展,而针对单源领域数据的DG方

法却鲜有研究。Ragab等^[11]提出了一种结合特征归一化的对抗泛化网络,以更好地学习来自多个来源的域不变表征;Zhao等^[12]开发了一种深度DG网络,利用相关对齐和三重损失探索域不变特征;Shi等^[13]结合数据增强和域不变表示学习策略,提出了一种多源增强泛化网络;Han等^[14]提出了一种基于DG的混合诊断网络,用于未知条件下的变速箱故障诊断。目前大部分基于DG的诊断方法都旨在从不同工作条件下的多源域数据中提炼出与领域无关的特征,从而推广到未涉及的领域。仿真模型虽可增加可用训练数据的多样性,帮助学习域不变特征,但由于仿真数据特征无法代表实际场景中测试数据固有特性,在没有实际目标特定信息约束情况下,从仿真数据中提取的域不变特征并不能保证在未知工况下同样具有良好的故障表征能力。

针对以上分析,尽管TL、DG等方法在仿真数据驱动的深度学习的故障诊断中已显现出相当大的潜力,但大多方法仍需借助按比例标注的实际样本的定向指导才能实现有效知识迁移与虚实匹配,没有从根本上解决对训练样本数量和质量的依赖问题。此外,受限于仿真模型和计算的复杂性,实测数据与仿真数据分布之间的显著差异易导致负迁移或类级错配现象,严重影响了仿真数据驱动的智能故障诊断算法的泛化性。由此,本文以滚动轴承为分析对象,提出基于虚实域多层级联合适应网络(virtual-real domain multi-level joint adaption network, VDMJAN)的仿真到现实故障诊断方法:1) 建立基于不规则损伤形态的滚动轴承故障动力学模型,生成稳定、标签明确且保真度高的故障仿真样本;2) 构建不同感受野的卷积层来提取虚实两域信号的粗细粒度的故障特征,采用多层级分类器并行输出的不确定性概率融合法提高目标域样本的伪标签可信度;3) 对虚实域样本的故障特征进行不同层级的类别子域分布对齐,实现虚实数据隐式特征的跨域一致性,并引入基于多分类器不确定性与相似性的有效性损失,保证VDMJAN对目标域实测样本的无监督训练的可靠性。

1 理论背景

1.1 滚动轴承故障动力学建模

当前,大多数的轴承故障建模都是将局部的故障区域简化成一些规则的形状,比如矩形的凹坑或者圆形的凹坑,采用固定宽度和深度来设置损伤尺寸,这种规则损伤与轴承局部损伤的客观实际形态不符。本文将局部故障设为非规则损伤形式,采用故

障区域内随机变化的损伤深度 ζ 来表征局部损伤表面的凹凸不平性. 设局部损伤宽度为 L , 损伤最大深度为 h , 则在宽度 L 范围内随机变化的损伤深度表示为

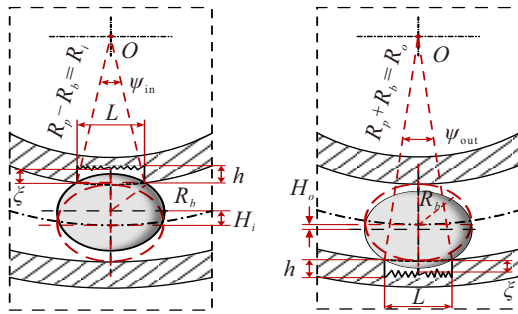
$$\xi = h \times \text{rand}(1, N_L), \quad (1)$$

其中 $\text{rand}(1, N_L)$ 表示在故障宽度 L 范围内生成 N_L 个 0 到 1 的随机数. 通过式 (1) 可使局部损伤深度在 $[0, h]$ 范围内随机变化. 设 H 为滚动体通过故障区域时所引起的轴承间隙变化量, $2R_i$ 、 $2R_o$ 、 $2R_p$ 和 $2R_b$ 分别为滚动轴承的内径、外径、节径以及滚动体直径. 滚动体、内圈、外圈的运动形式存在差异, 针对故障发生的不同位置可采用不同的拟合算法来计算 H , 具体方法可参见文献 [15-16].

在图 1(a) 所示的内圈故障示意图中, 当 $\cos(\theta_i - \varphi_{in}) \geq \cos(\Psi_{in}/2)$ 时, $H = H_i$, 如下所示:

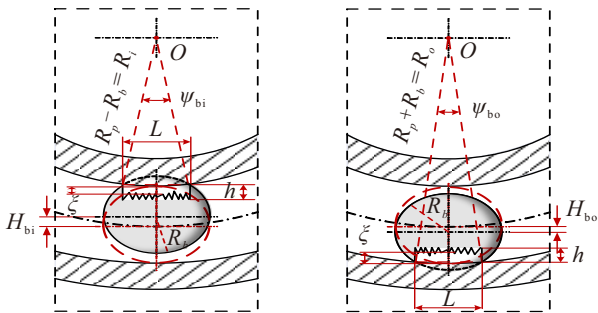
$$H_i = \begin{cases} R_b - \sqrt{R_b^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2} + \left(R_i - \sqrt{R_i^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2}\right), & 8R_b\xi \geq 4\xi^2 + L^2; \\ \xi, & 8R_b\xi < 4\xi^2 + L^2. \end{cases} \quad (2)$$

在其他位置, $H = 0$. φ_{in} 、 Ψ_{in} 分别表示内圈故障相对于 y 轴的角度位置及故障区域所对应的圆心角.



(a) 内圈

(b) 外圈



(c) 滚珠故障与内圈接触

(d) 滚珠故障与外圈接触

图1 局部故障示意图

外圈故障与内圈故障类似, 如图 1(b) 所示, 当 $\cos(\theta_i - \varphi_{out}) \geq \cos(\Psi_{out}/2)$ 时, $H = H_o$, 如下所示:

$$H_o = \begin{cases} R_b - \sqrt{R_b^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2} - \left(R_o - \sqrt{R_o^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2}\right), & 8R_b\xi \geq 4\xi^2 + L^2; \\ \xi, & 8R_b\xi < 4\xi^2 + L^2. \end{cases} \quad (3)$$

在其他位置, $H = 0$. φ_{out} 、 Ψ_{out} 分别表示外圈故障相对于 y 轴的角度位置及故障区域所对应的圆心角.

在图 1(c) 和图 1(d) 的滚动体故障示意图中, 滚动体局部故障区域分别与内圈滚道和外圈滚道接触引起的轴承间隙改变变量可分别采用下式中的 H_{bi} 和 H_{bo} 来计算:

$$H_{bi} = \begin{cases} R_i - \sqrt{R_i^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2} - \left(R_b - \sqrt{R_b^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2}\right), & 8R_i\xi \geq 4\xi^2 + L^2; \\ \xi, & 8R_i\xi < 4\xi^2 + L^2. \end{cases} \quad (4)$$

$$H_{bo} = R_b - \sqrt{R_b^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2} - \left(R_o - \sqrt{R_o^2 - \left(\frac{L}{2}\right)^2}\right). \quad (5)$$

当 $\cos \varphi_b \geq \cos(\Psi_{bo}/2)$ 时, $H = H_{bo}$; 当 $\cos \varphi_b \geq \cos(\Psi_{bi}/2)$ 时, $H = H_{bi}$; 在其他位置, $H = 0$. 其中: φ_b 为滚动体故障在自转坐标系的角度位置; Ψ_{bi} 和 Ψ_{bo} 分别为滚动体故障区域与内圈和外圈接触时的故障圆心角.

基于滚动体经过故障区域是所引起的游隙变化量 H , 第 i 个滚动体陷入故障区域的接触变形量为

$$\zeta_i(t) = \delta_i(t) - H, \quad (6)$$

其中 $\delta_i(t)$ 为正常状态下第 i 个滚动体上的径向变形量. 根据式 (6) 中的接触变形计算非线性 Hertz 接触力, 在此基础上采用集中质量的动力学建模方式, 可建立深沟球滚动轴承-转子系统的四自由度非线性动力学运动微分方程^[17], 并进行求解, 即可得到滚动轴承各种健康状态下的振动响应.

1.2 联合适应网络

联合域适应网络 (JAN) 通过领域自适应学习减小数据间联合分布差异. 设源域和目标域数据集分别为 $\mathbf{D}^{(s)} = \{\mathbf{X}_i^{(s)}, \mathbf{X}_i^{(s)}\}_{i=1}^{n_s}$ 和 $\mathbf{D}^{(t)} = \{\mathbf{X}_i^{(t)}, \mathbf{Y}_i^{(t)}\}_{i=1}^{n_t}$, $\mathbf{Y}_i^{(s)}, \mathbf{Y}_i^{(t)} \in \mathbb{R}^C$ 是状态标签, C 是总的状态类别数, n_s 、 n_t 分别是源域和目标域样本数. 源域与目标域数据的联合分布包括边缘概率分布 $p(\mathbf{X}^{(s)}, \mathbf{Y}^{(s)})$ 和条件概率分布 $q(\mathbf{X}^{(t)}, \mathbf{Y}^{(t)})$ 两部分. $\mathbf{D}^{(t)}$ 和 $\mathbf{D}^{(s)}$ 输入到深度网络中进行深度特征提取时, 联合分布的变

化只会停留在激活层 Z^1, Z^2, \dots, Z^L 的高层网络层。因此, JAN 利用层与层之间的联合分布 $p(Z^{s1}, Z^{s2}, \dots, Z^{sL})$ 和 $q(Z^{t1}, Z^{t2}, \dots, Z^{tL})$ 来替换 $p(X^{(s)}, Y^{(s)})$ 和 $q(X^{(t)}, Y^{(t)})$ 。将 $D^{(t)}$ 与 $D^{(s)}$ 通过核函数映射到再生核希尔伯特空间, 使用联合最大均值距离 (JMMD) 度量 JAN 所有适配层的联合分布差异, 即

$$\begin{aligned} \hat{D}_{JMMD}(p, q) = & \frac{1}{n_s^2} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^s \prod_{l=1}^L k^l(Z_i^{sl}, Z_j^{sl}) + \\ & \frac{1}{n_t^2} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \prod_{l=1}^L k^l(Z_i^{tl}, Z_j^{tl}) - \\ & \frac{2}{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_t} \prod_{l=1}^L k^l(Z_i^{sl}, Z_j^{tl}). \end{aligned} \quad (7)$$

其中: n_s, n_t 分别为源域、目标域样本数, $k^l(\cdot)$ 为第 l 层上的核函数。

2 基于 VDMJAN 的故障诊断方法

本文基于 VDMJAN 的故障诊断方法旨在利用已知的单源域仿真数据 $D^{(s)}$ 和未标记的目标域实测数据 $D^{(t)}$ 训练 VDMJAN 模型, 实现 $D^{(s)}$ 与 $D^{(t)}$ 的特征适配, 保证 $D^{(s)}$ 适配特征训练出的分类器对 $D^{(t)}$ 特征进行准确的故障识别, 以解决无任何实测标签数据支撑下从模拟到现实的故障诊断问题。示意图如图 2 所示, $D^{(s)}$ 和 $D^{(t)}$ 共享特征提取器 G_f , 其是由 3 个子特征提取器 G_{f1}, G_{f2}, G_{f3} 组成的, 虚实域数据特征共用 3 个子特征分类器 G_{c1}, G_{c2}, G_{c3} 和一个全局特征分类器 G_{c4} , 特征提取器的最后一层、 G_c 的线性层与输出层嵌入了局部最大均值距离 (LMMD)^[18] 计算距离的损失函数 L_D 。源域仿真数据与目标域测试数据的分类准确性分别采用分类损失 L_c 与 L_t 约束, 利用多分类器软标签的不确定性与

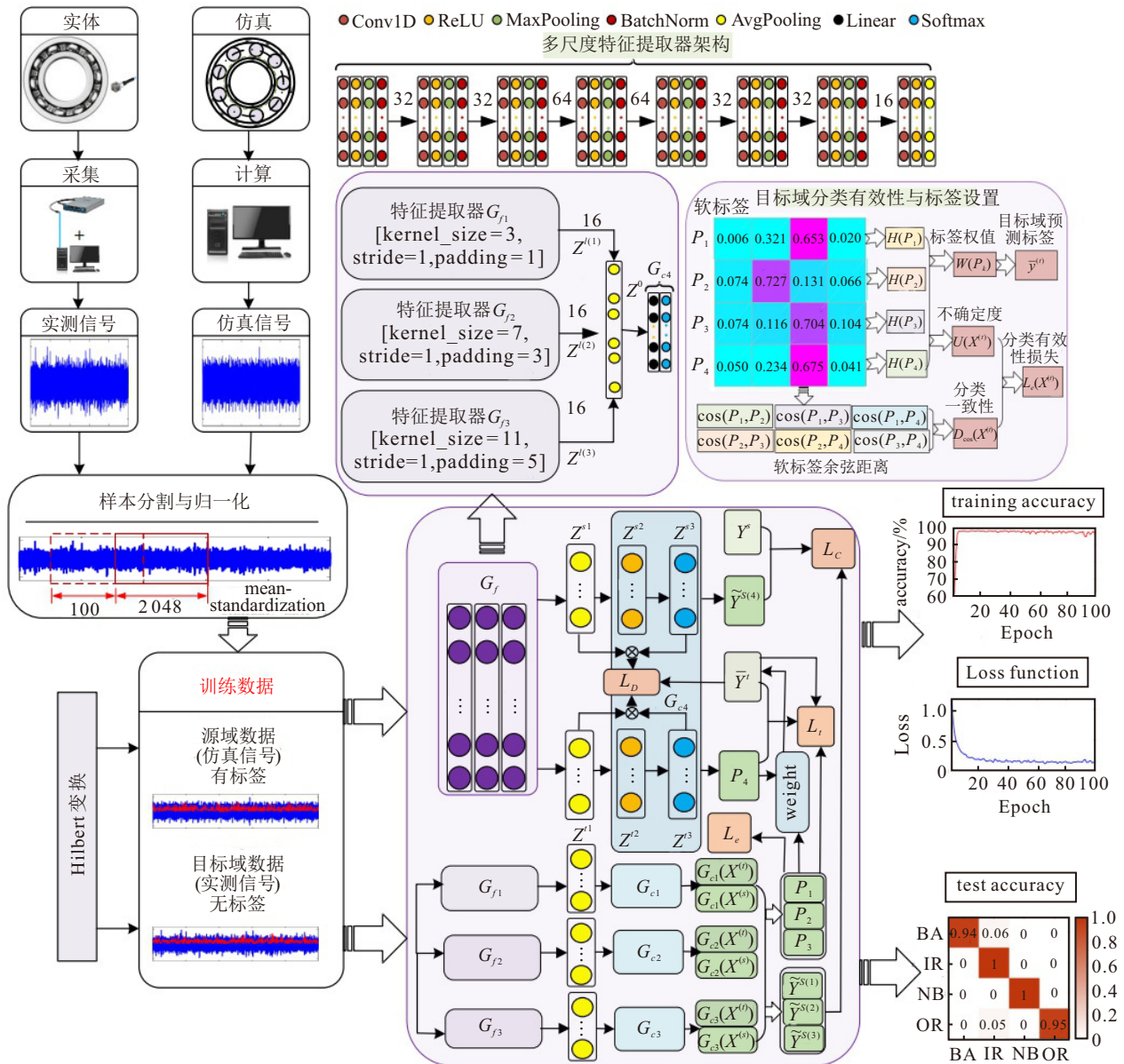


图2 基于 VDMJAN 的仿真到现实故障诊断方法

相似性构建目标域分类有效性损失 L_e .

2.1 多尺度特征提取器

本文采用多尺度卷积神经网络作为轴承仿真信号与测试信号的特征提取器,以获取更加全面的故障特征.不同尺度的卷积核能提取不同精细度的特征.卷积核的尺度越小,提取的特征越细致,对于高频特征较敏感;尺寸较大的卷积核能获取更大的感受野,可以学习更长时间范围的信息,即信号中低频特征.设置不同尺度卷积核进行卷积运算,可对输入信号进行精细化表征,使故障特征信息表达更充分.在VDMJAN的特征提取器 G_f 中设置3个并行的卷积网络充当3个子特征提取器 G_{f1} 、 G_{f2} 、 G_{f3} .每个卷积网络使用不同尺度的卷积核对输入信号进行不同尺度的卷积,实现不同精细度信号特征的提取.每个子特征提取器包含8个一维卷积神经网络单元,前7个单元由Conv1D一维卷积、Relu激活函数、Max Pooling最大池化、BatchNorm层构成;最后一个单元由Conv1D一维卷积、Relu激活函数、Average Pooling均值池化构成,输出通道数依次为32、32、64、64、32、32、16、16.3个子特征提取器的结构一致,卷积核大小分别为3、7、11,对应的padding分别为1、3、5.设 G_{f1} 、 G_{f2} 、 G_{f3} 最后输出的特征分别为 \mathbf{Z}_1^1 、 \mathbf{Z}_2^1 、 \mathbf{Z}_3^1 ,对3个特征向量进行拼接,即可获取多粒度故障特征向量 $\mathbf{Z}^1 = [\mathbf{Z}_1^1, \mathbf{Z}_2^1, \mathbf{Z}_3^1]$.

2.2 目标域伪标签确定

采用LMMD进行虚实域匹配中,需知道本目标域样本标签,因此本文采用了3个局部分类器与一个全局分类器的Softmax层输出目标域数据的软标签,从不同特征层级刻画了样本属于每个类别的概率,采用概率融合的方式来提高伪标签的置信度,降低源域目标域样本类级错配的可能性.如图2所示,4个分类器 G_{ck} ($k=1,2,3,4$,其中 G_{c4} 表示全局分类器)分别从3组不同粒度局部特征 \mathbf{Z}_1^1 、 \mathbf{Z}_2^1 、 \mathbf{Z}_3^1 及全局特征 \mathbf{Z}^1 的角度对目标域样本 $X_j^{(t)}$ 进行软标签标注,再进行不确定性概率融合,以提高目标域样本伪标签的置信度.设3个子特征提取器 G_{fk} 对源域样本 $X_i^{(s)}$ 进行特征提取,得到其局部尺度特征 $\mathbf{z}_{i,k}^{s1}$ 与全局特征 $\mathbf{Z}_i^{s1} = [\mathbf{Z}_{i,1}^{s1}, \mathbf{Z}_{i,2}^{s1}, \mathbf{Z}_{i,3}^{s1}]$,分别用于训练 G_{c1} 、 G_{c2} 、 G_{c3} 、 G_{c4} .将目标域样本 $X_j^{(t)}$ 的3个局部尺度特征 $\mathbf{z}_{j,k}^{t1}$ 与全局特征 \mathbf{z}_j^{t1} 分别输入训练过的 G_{c1} 、 G_{c2} 、 G_{c3} 、 G_{c4} ,得到4个软标签.设 G_{ck} 的输出软标签为 $P_k = [p_k^1, p_k^2, \dots, p_k^C]$, $P_k \in \mathbb{R}^{C \times 1}$, $\sum_{i=1}^C p_k^i = 1$, C 表示故障模式类别数, p_k^i 表示 G_{ck} 将 $X_j^{(t)}$ 识别为第

i 类故障模式的概率.为了充分利用各层级特征分类器的优势,并保留每个分类器预测能力的多样性,采用下式权值对各个分类器输出标签进行加权融合:

$$W(P_k) = \frac{\frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 (1 + H(P_k))}{1 + H(P_k)}, \quad (8)$$

得到目标域样本的预测标签

$$\bar{Y}_j^{(t)} = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 G_{ck}(X_j^{(t)}) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 W(P_k) \cdot P_k. \quad (9)$$

可见,分类器输出标签的不确定度越大,即 P_k 的熵值 $H(P_k)$ 越大, $W(P_k)$ 越小,则应降低该分类器对状态决策的贡献度;反之,软标签的不确定度越小,越应增强该分类器对目标域样本状态决策的贡献度,提高样本决策标签的整体可靠性.

2.3 损失函数设定

VDMJAN通过最小化网络中的LMMD实现同一类别内相关子域分布相似匹配,将 $\{D^{(s)}, D^{(t)}\}$ 输入到VDMJAN网络,采用 G_f 最后一个卷积单元中的AvgPooling、Linear及Softmax层的输出进行联合最大均值差异计算.设由源域、目标域产生的最后3层的输出为 z^{sl} 与 z^{tl} , $l=1,2,3$,分别代表 G_f 的最后AvgPooling、Linear与Softmax层,则第 l 特征层级上LMMD的无偏估计可表示为

$$\begin{aligned} \hat{D}_{\text{LMMD}}^l(X^{(s)}, X^{(t)}) = & \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \left[\sum_{i=1}^{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} w_i^{sc} w_j^{sc} k(\mathbf{Z}_i^{sl}, \mathbf{Z}_j^{sl}) + \right. \\ & \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} w_i^{tc} w_j^{tc} k(\mathbf{Z}_i^{tl}, \mathbf{Z}_j^{tl}) - \\ & \left. 2 \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} w_i^{sc} w_j^{tc} k(\mathbf{Z}_i^{sl}, \mathbf{Z}_j^{tl}) \right], \quad (10) \end{aligned}$$

其中 w_i^{sc} 和 w_j^{tc} 表示 $X_i^{(s)}$ 和 $X_j^{(t)}$ 属于类别 c 的权重,利用公式 $w_i^c = Y_{ic} / \sum_{(X_j, Y_j) \in D} Y_{jc}$ 计算得到.对于源域样本, Y_{ic} 为 $X_i^{(s)}$ 实际标签 one-hot 编码向量的第 c 项;对于目标域样本 $X_j^{(t)}$, Y_{ic} 为根据式(9)得到融合预测标签 $\bar{Y}_j^{(t)}$ 的第 c 项.虚实域不同层级上的显隐特征分布对齐损失函数为

$$L_D(X^{(s)}, X^{(t)}) = \sum_{l=1}^3 \hat{D}_{\text{LMMD}}^l(X^{(s)}, X^{(t)}). \quad (11)$$

VDMJAN的源域分类损失表示为最小化源域真实标签和预测标签之间的交叉熵,即

$$L_c(X^{(s)}) = -\frac{1}{b_s} \sum_{i=1}^{b_s} \left\{ \sum_{k=1}^4 \ell_c(G_{ck}(X_i^{(s)}); Y_i^{(s)}) \right\}, \quad (12)$$

其中 L_c 代表交叉熵损失函数. 式(12)中的损失函数 $L_c(X^{(s)})$ 只约束了分类器对源域样本的训练, 使得分类器偏向于源域数据, 在虚实域匹配后存在较大域漂移, 对目标域数据识别有较大的偏差. VDMJAN使用从分类器获得的两域已对齐的实测数据的伪标签对两域数据的匹配方向进行校正, 采用下式目标域校正损失函数指引实测数据匹配到正确的源域子集中, 并使得分类器能够具备对实测数据进行正确分类的性能:

$$L_t(X^{(t)}) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \left\{ \sum_{k=1}^4 \ell_c(G_{ck}(X_j^{(s)}); \bar{Y}_j^{(t)}) \right\}, \quad (13)$$

其中 m 为从目标域中筛选出的已经与源域进行类别对齐的样本个数. 如果全局分类器与3个子分类器能对匹配映射后的目标域特征都做出一致性的类别判定, 且属于同一类别的概率较高, 则说明该样本已经与源域样本实现了类对齐. 该样本会被筛选出来对分类器 G_{ck} 进行参数微调. VDMJAN采用 G_{ck} 输出的目标域样本软标签的余弦距离对各分类器识别结果的一致性进行表征, 即

$$D_{\cos}(X_j^{(t)}) = \frac{1}{6} \sum_{k' \neq k}^C \frac{\sum_{i=1}^C p_k^i p_{k'}^i}{\sqrt{\sum_i (p_k^i)^2} \sqrt{\sum_i (p_{k'}^i)^2}}, \quad (14)$$

其中 $k, k' \in \{1, 2, 3, 4\}$. VDMJAN在目标域中的训练要求 G_{ck} 的4个分类器对各层级特征的分类结果要尽可能地相似, 避免分类决策时的证据冲突造成的状态识别错误. 同时, 为了约束每个分类器在目标域中的鉴别能力, VDMJAN要求分类器输出标签的不确定度要尽可能小. 采用下式中的平均熵来表征对目标域样本状态识别的不确定度:

$$U(X_j^{(t)}) = \frac{1}{4} \sum_{k=1}^4 \left(-\sum_i p_k^i \log p_k^i \right). \quad (15)$$

为了更好地嵌入熵约束并保留每个分类器预测能力的多样性与预测结果的一致性, VDMJAN采用如下的损失函数来保证目标域识别有效性:

$$L_e(X^{(t)}) = \frac{1}{n_t} \sum_{j=1}^{n_t} \{U(X_j^{(t)}) - D_{\cos}(X_j^{(t)})\}. \quad (16)$$

综上, VDMJAN总损失函数定义为

$$L = L_c + \lambda_1 L_D + L_t + \lambda_2 L_e, \quad (17)$$

其中 λ_1, λ_2 为损失的权重.

2.4 方法实施

如图2所示, 基于VDMJAN的故障诊断方法的具体实施流程可分为以下6个步骤.

step 1: 利用加速度传感器获取测试轴承正常状态(NB)、内圈故障(IR)、外圈故障(OR)及滚动体故障(BA)4种健康状态的振动信号; 结合测试轴承实际工况, 采用基于不规则损伤形态的轴承故障仿真模型, 建立4种健康状态的动力学仿真模型, 求解获得轴承各类健康状态下的仿真信号.

step 2: 信号截取与标准化. 采用长度为2048个数据点、步长为100的滑动窗对虚实域信号截取并进行均值-方差标准化, 进行每个截断子信号的Hilbert包络信号, 构建2000个带标签源域仿真数据集 $D^{(s)}$ 与2000个无标签目标域实测数据集 $D^{(t)}$, 其中源域仿真样本分别包含NB、OR、IR、BA四种故障类型, 每种故障类别样本数均为500.

step 3: 设置VDMJAN的训练轮次epoch为100; Batchsize为64, 选择Adam优化器进行参数优化, 学习率设置为0.001, 权重 λ_1, λ_2 均取0.5. 将 $D^{(s)}$ 与 $D^{(t)}$ 输入特征提取器 G_f , 获取数据特征, 然后将 $D^{(s)}$ 局部特征与全局特征分别输入分类器 $G_{c1} \sim G_{c4}$, 按照式(12)计算交叉熵损失 L_c , 通过反向传播更新 G_f 的参数 θ_F 和 G_{ck} 的参数 θ_{ck} .

step 4: 将 $D^{(t)}$ 局部特征与全局特征分别输入至step 3中训练过的 G_{ck} , 获得分类软标签 P_k , 根据式(8)和(9)预测其最终伪标签 $\bar{Y}_i^{(t)}$, 并根据式(11)计算对齐损失 L_D , 根据式(14)~(16)计算分类有效性损失 L_e .

step 5: 采用长度与目标域数据数量相同的布尔数组 B 对目标域数据进行标记, B 中的标志位 b_j 设置如下:

$$b_j = \begin{cases} 1, & p_{j,k}^c > 0.8, \forall k \in \{1, 2, 3, 4\}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (18)$$

其中 $p_{j,k}^c$ 表示第 j 个目标域样本分别在 G_{ck} 得到的软标签中属于 c 类的概率. 当目标域样本的匹配特征能够使多分类器获得的分类标签相同且属于该标签类的概率较高时, 它们在数组 B 中的标志位 b_j 将设为真, 否则设为假. 若该标志位的目标域样本被选中, 则将其与伪标签一起用于计算校正损失 L_t , 并使用反向传播对参数 $\theta_F, \theta_c, \theta_{ck}$ 进行微调.

step 6: 网络训练直到迭代次数达到 N , 经过充分训练后, 总体损失 L 已经收敛, 可以使用特征提取器和分类器组成故障诊断模型, 对目标域测试集样本进行故障识别.

3 实例验证

3.1 数据集描述

本文分别在凯斯西储大学 (CWRU) 轴承数据集和实验室轴承数据集上进行虚实迁移诊断实验, 以验证所提方法的有效性. 西储实验的驱动端轴承型号为 SKF6205, 无负载转速 1797 r/min 下的健康状态包括 NB 以及深度均为 0.54 mm 的 IR、OR、BA 三类单点故障. 实验室搭建的轴承实验平台如图 3 所示, 测试与控制模块中测试部分硬件由 NIUSB9234 振动加速度模块以及三轴振动传感器 PCB356B21 支持, 软件部分通过 Labview 实现多通道信号的同步采集. 被分析轴承型号仍是 SKF6205, 电机转速为 2040 r/min, 采样频率为 12.8 kHz. 采用电火花在轴承内圈、外圈、滚动体表面分别加工出单点故障, 内圈、外圈故障缺陷大小为 0.5 mm 宽、0.5 mm 深的矩形故障, 滚动体为 1 mm 直径的圆孔形故障.

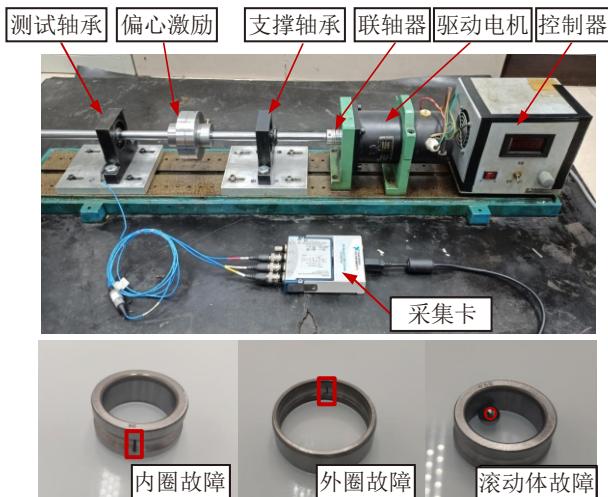


图3 转子轴承实验

3.2 仿真数据生成

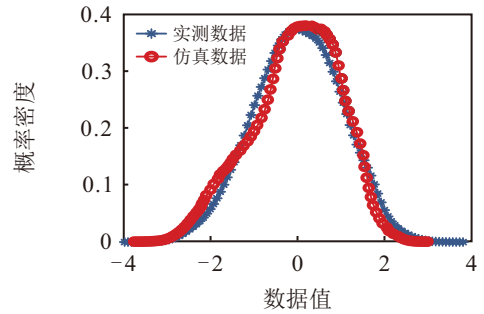
结合 SKF6205 型滚动轴承的几何及动力学仿真参数 (见表 1), 设置各类型损伤宽度为 $L = 0.54 \times 10^{-3}$ m, 损伤最大深度 $h = 1 \times 10^{-3}$ m, 搭建非规则损伤形态轴承故障仿真模型, 注入不同类型故障损伤, 得到滚动轴承各种健康状态下的振动仿真信号.

表1 滚动轴承-转子系统动力学仿真参数

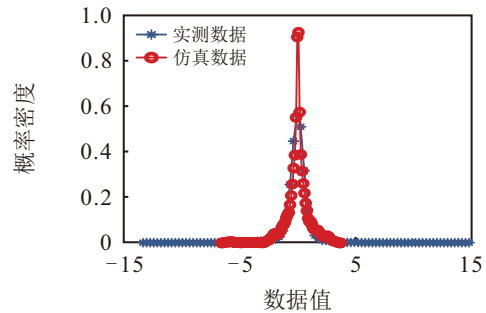
参数	数值	参数	数值
R_b / m	3.97×10^{-3}	m_d / kg	31.25
R_p / m	19.52×10^{-3}	m_b / kg	2.0
N	9	$c_d / (\text{Ns/m})$	2100
δ_0 / m	2×10^{-6}	$c_b / (\text{Ns/m})$	1050
$k_n / (\text{N/m})$	13.34×10^9	$k / (\text{N/m})$	2.7×10^7
μ	0.01	e / m	5×10^{-5}

采用本文建立的不规则故障仿真模型对转速

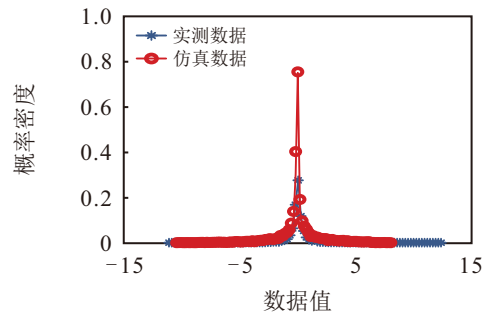
1797 r/min 下 SKF6205 型轴承的各类健康状态信号进行仿真, 并与实测信号进行概率密度对比分析, 结果如图 4 所示. 在正常状态下, 仿真信号和实测信号的概率密度分布相似度较大; 在故障状态下, 虽然仿真信号和实测信号具有相似的故障特征频率, 但在概率密度分布上依然有明显差异.



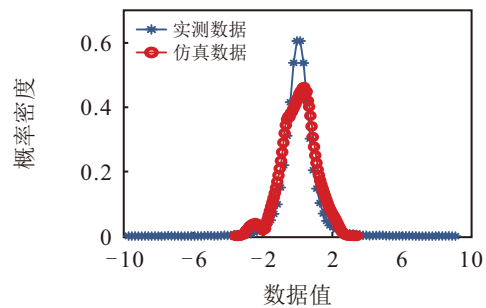
(a) 正常轴承



(b) 正常外圈故障轴承



(c) 内圈故障轴承



(d) 滚动体故障轴承

图4 仿真信号与实测信号的概率密度对比

为定量比较仿真数据与实测数据之间的相似性, 采用 Wasserstein 距离来度量非规则/规则缺陷仿真信号与实测信号时域波形在概率密度分布上的差异, 结果如表 2 所示. 由表 2 可知, 非规则缺陷仿真信号

相比规则缺陷仿真信号与实测数据的 Wasserstein 距离更小, 因此可以表明非规则损伤形态非线性动力学模型得到的故障仿真信号优于规则损伤形态非线性动力学模型。

表2 仿真与实测信号之间的 Wasserstein 距离

损失形式	正常	外圈	内圈	滚动体
非规则损伤	0.0731	0.3567	0.2693	0.1254
规则损伤	0.0842	0.4169	0.3126	0.1637

3.3 虚实样本集构建与对比方法

Hilbert 变换可以从高频固有振动中提取低频的故障特征频率, 具有故障信息精化与干扰抑制功能, 通过 Hilbert 变换可使得模型仿真信号与实测信号的包络波形具有较高的相似度. 因此, 本文选用虚实数据的 Hilbert 包络信号构建 VDMJAN 的训练样本集. 采用本文建立的不规则故障仿真模型对 1797 r/min 和 2040 r/min 转速下的 SKF6025 轴承的 NB、OR、IR、BA 故障信号进行仿真, 结合 CWRU 轴承在 1797 r/min 转速下的实测数据与自制实验台在 2040 r/min 转速下的实测数据, 按照 VDMJAN 实施 step 1 和 step 2 构建两种工况下的两组 $\{D^{(s)}, D^{(t)}\}$ 数据集. 两组数据集的 $D^{(s)}$ 都由仿真模型振动响应的 Hilbert 包络信号 $X_i^{(s)}$ 组成, 即 $D^{(s)} = \{X_i^{(s)}, Y_i^{(s)}\}_{i=1}^{2000}$, $Y_i^{(s)} \in \{1, 2, 3, 4\}$ 代表 NB、OR、IR、RB 四类健康状态. 目标域数据集 $D^{(t)}$ 由 2000 个无标签实测包络信号 $X_i^{(t)}$ 组成, 即 $D^{(t)} = \{X_i^{(t)}\}_{i=1}^{n_t}$.

为了验证 Hilbert 包络信号在虚实域适应中的迁移优越性, 采用不同数据输入和模型网络来与本文方法进行对比实验. 网络模型驱动数据的输入模式包括: 时域波形 (T)、Fourier 变换后的频谱 (F)、Hilbert 变换后的包络波形 (H)、Hilbert 包络频谱 (HF). 网络模型包括: 传统 CNN、多尺度卷积神经网络伪标签策略 (MSCNN)、深度域混淆网络 (DCC)^[19]、多尺度深度域混淆网络 (MSDCC)^[19]、深度子域适应网络 (DSAN)^[18]、多尺度深度子域适应网络 (MSDSAN)^[18]、深度 CORAL(DCORAL)^[20]、域对抗神经网络 (DANN)^[21]. 除 DCORAL 和 DANN 权重参数 λ 分别取 4 和 25 外, 其他算法的权重参数 λ 都取为 0.5. 各方法使用的特征提取器 G_f 、分类器 G_c 以及其他公共超参数完全相同. 比较方法采用“输入模式+网络模型”的形式.

3.4 实验分析结果

以西储轴承 1797 r/min 转速下的 $\{D^{(s)}, D^{(t)}\}$ 为驱动, T+CNN、T+DANN、T+VDMJAN、H+VDMJAN 四种算法的训练收敛过程如图 5(a) 所示. 从图 5(a)

可知, T + VDMJAN 和 H + VDMJAN 方法, 比基于对抗的 DANN 方法收敛更快, 且训练过程中 DANN 算法的测试准确率不稳定性极强; H + VDMJAN 算法相较于其他 3 种算法具有最高的准确率; T + CNN 直接采用仿真样本进行训练, 不涉及知识迁移, 最终准确率在 50%; T + DANN 算法的最终准确率在 25% 左右, 且出现了负迁移的情况.

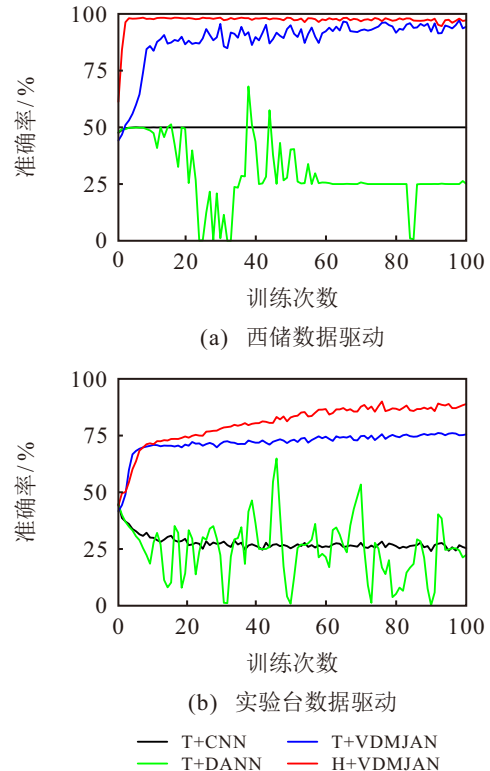


图5 两组数据采用不同方法得到的识别准确率

以自制实验台轴承 2040 r/min 转速下的 $\{D^{(s)}, D^{(t)}\}$ 为驱动, 各类比较算法的训练收敛过程如图 5(b) 所示. 可见, T + CNN 无迁移策略, 其收敛速度较快, 但诊断准确率低于 50%; T + DANN 诊断准确率随着迭代次数的增加不增反降, 且准确率曲线上波动严重, 最终的训练准确率也仅有 28% 左右; 尽管 T + VDMJAN 最终的准确率约为 75%, 但仍然低于 H + VDMJAN 的准确率 88%, 说明仿真信号 Hilbert 包络波形较时域信号的可迁移更强.

图 6 给出了 T + CNN、T + DANN、T + VDMJAN、H + VDMJAN 四种方法的诊断结果混淆矩阵. 从图 6(a) 和 6(b) 可知 T + CNN、T + DANN 算法基本不能对实际轴承故障进行有效诊断. 对比图 6(c) 和 6(d) 发现, 影响测试准确率的主要是外圈故障 OR 的分类, 在使用 H + VDMJAN 算法后, 能有效提升外圈故障 OR 的正确分类, OR 归类准确率从 0.77 上升到 0.95, 从而提升了总体的故障准确率.

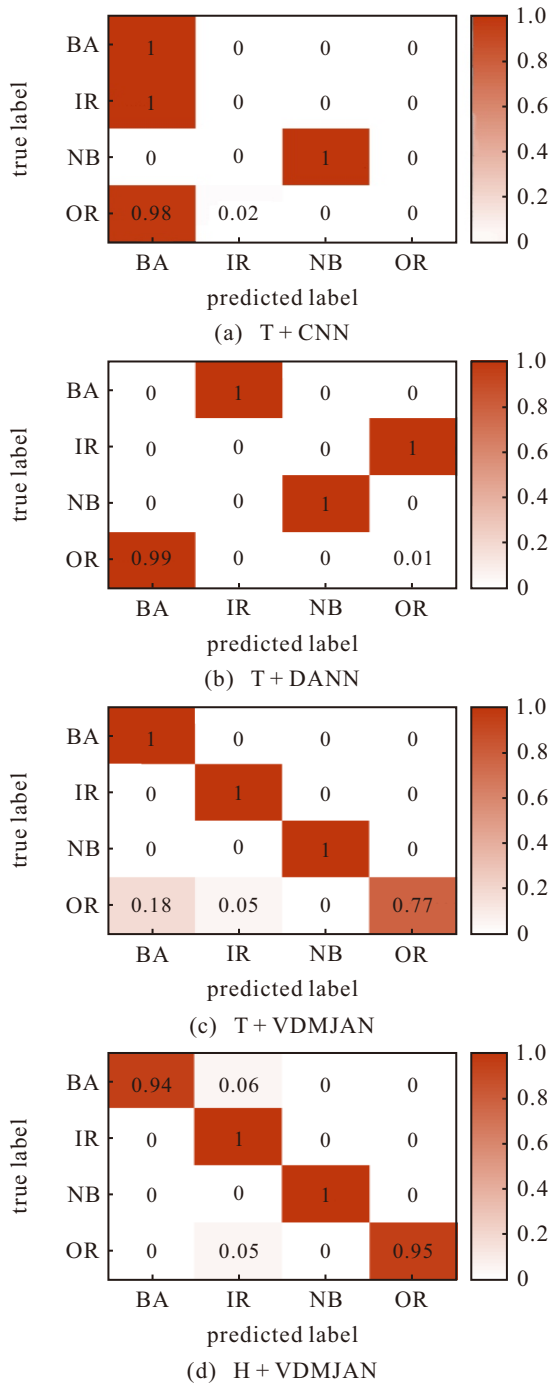


图6 CWRU数据集不同算法的混淆矩阵

3.5 比较分析结果

各个比较方法在各类数据模式输入情况的测试结果如图7所示. 西储与自制轴承两组实验的H + VDMJAN的测试准确率分别为96.88%和87.66%, 远高于其他比较方法, Hilbert包络信号作为输入时在各算法上的平均准确率也均高于其他输入模式. 综合两组数据的比较结果, 频域输入类型(F、HF)平均准确率比时域输入类型(T、H)平均准确率低了25.47%. 以频谱输入为例, 几乎所有频谱输入的迁移算法均出现了负迁移现象, 准确率均小于50%. 可见, Hilbert包络波形在虚实域适应中具有最佳可迁

移性, 这主要是因为Hibert包络更能体现仿真域与实测域的信号冲击和调制特征, 更符合轴承故障内在的机理表征. 本文提出的VDMJAN模型, 充分利用了不同层级虚实域包络信号特征的联合分布对齐功能, 提高了虚实域数据适配性, 有效抑制了故障仿真模型与轴承故障实体不一致带来的负迁移现象.

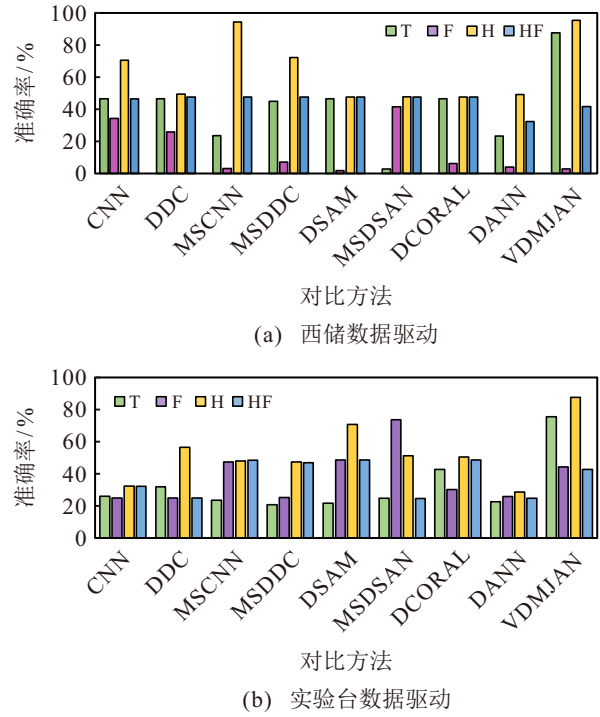


图7 采用不同方法得到的识别准确率

4 结论

本文针对故障标注样本稀缺的问题, 在充分理解轴承故障机理的基础上建立了基于非规则损伤形态的故障仿真模型, 解决了实际生产过程中故障数据的获取和标注难题. 以Hilbert包络信号为可迁移性模式, 结合单源域仿真样本的知识迁移, 建立了基于VDMJAN的故障诊断方法. 两个实验结果表明, 本文方法在无目标域标签样本引导迁移的情况下, 在滚动轴承公开实验和自测实验中的故障识别准确率分别能达到96.88%和97.66%, 表明该方法能够实现从仿真到现实的有效故障诊断, 在特殊环境下样本稀缺的设备故障诊断领域具有较好的应用前景.

参考文献 (References)

[1] 李晨昀, 景旭文, 李炳强, 等. 基于深度多源子域适应网络的滚动轴承跨域故障诊断[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 877-884.
(Li C Y, Jing X W, Li B Q, et al. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings based on deep multi-source sub-domain adaptation networks[J]. Control and Decision, 2024, 39(3): 877-884.)

[2] 康守强, 刘旺辉, 王玉静, 等. 基于深度在线迁移的变

- 负载下滚动轴承故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1521-1530.
(Kang S Q, Liu W H, Wang Y J, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing under varying loads based on deep online transfer[J]. Control and Decision, 2022, 37(6): 1521-1530.)
- [3] Farhat M H, Chiementin X, Chaari F, et al. Digital twin-driven machine learning: Ball bearings fault severity classification[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(4): 044006.
- [4] Yu K, Fu Q, Ma H, et al. Simulation data driven weakly supervised adversarial domain adaptation approach for intelligent cross-machine fault diagnosis[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 2182-2198.
- [5] Liu C Y, Gryllias K. Simulation-driven domain adaptation for rolling element bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(9): 5760-5770.
- [6] Feng K, Ji J C, Zhang Y C, et al. Digital twin-driven intelligent assessment of gear surface degradation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 186: 109896.
- [7] Xiao Y M, Shao H D, Han S Y, et al. Novel joint transfer network for unsupervised bearing fault diagnosis from simulation domain to experimental domain[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 5254-5263.
- [8] Gao Y, Liu X Y, Xiang J W. FEM simulation-based generative adversarial networks to detect bearing faults[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4961-4971.
- [9] Piltan F, Kim J M. Bearing anomaly recognition using an intelligent digital twin integrated with machine learning[J]. Applied Sciences, 2021, 11(10): 4602.
- [10] Zhang Y C, Ji J C, Ren Z H, et al. Digital twin-driven partial domain adaptation network for intelligent fault diagnosis of rolling bearing[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 234: 109186.
- [11] Ragab M, Chen Z H, Zhang W Y, et al. Conditional contrastive domain generalization for fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 71: 3506912.
- [12] Zhao C, Shen W M. A domain generalization network combing invariance and specificity towards real-time intelligent fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 173: 108990.
- [13] Shi D C, Ye Y G, Gillwald M, et al. Robustness enhancement of machine fault diagnostic models for railway applications through data augmentation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 164: 108217.
- [14] Han T, Li Y F, Qian M. A hybrid generalization network for intelligent fault diagnosis of rotating machinery under unseen working conditions[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3520011.
- [15] 董韵佳. 基于动力学仿真和迁移学习的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019: 11-23.
(Dong Y J. Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on dynamic simulation and migration learning[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019: 11-23.)
- [16] 关贞珍, 郑海起, 王彦刚, 等. 滚动轴承局部损伤故障动力学建模及仿真[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(6): 950-955.
(Guan Z Z, Zheng H Q, Wang Y G, et al. Dynamics modeling and simulation of rolling bearing local damage failure[J]. Vibration, Test and Diagnosis, 2012, 32(6): 950-955.)
- [17] 刘小峰, 亢莹莹, 柏林, 等. 基于多模式仿真数据协同迁移的轴承故障辨识[J]. 中国电机工程学报, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.230311>.
(Liu X F, Cheng Y Y, Bo L, et al. Bearing fault identification based ocooperative migration of multi-mode simulation data[J]. Chinese Journal of Electrica, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.230311>.)
- [18] Zhu Y C, Zhuang F Z, Wang J D, et al. Deep subdomain adaptation network for image classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(4): 1713-1722.
- [19] Tzeng E, Hoffman J, Ning Z, et al. Deep domain confusion: Maximizing for domain invariance[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2014, abs/1412.3474.
- [20] Li R R, Li S M, Xu K, et al. Adversarial domain adaptation of asymmetric mapping with CORAL alignment for intelligent fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(5): 055101.
- [21] 邵海东, 肖一鸣, 颜深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 76-85.
(Shao H D, Xiao Y M, Yan S. Simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 76-85.)

作者简介

刘小峰 (1980-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为工程信号处理、设备监测与故障诊断, E-mail: liuxfeng0080@126.com;

金燕 (2000-), 女, 硕士生, 主要研究方向为设备监测与故障诊断, E-mail: 2579739199@qq.com;

柏林 (1972-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为设备监测与故障诊断, E-mail: bolin0001@aliyun.com.