

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312198

# 面向变工况下工业流数据故障诊断的 持续迁移学习系统\*

石明宽,丁传仓,王锐,黄伟国,朱忠奎  
(苏州大学轨道交通学院 苏州 215131)

**摘要:**机器学习模型在智能故障诊断中取得了显著成功,但主要应用于静态场景。在实际场景中,新的故障类别数据以流形式不断产生,且数据分布随机械设备运行条件变化而发生变化,导致连续流数据具有非独立同分布的特征,这种面向非独立同分布连续流数据的诊断问题被称为持续迁移诊断问题。针对此问题,本文提出了一种基于持续迁移学习系统(CTLS)的故障诊断方法。该方法设计了域适应学习损失函数和持续迁移学习机制,能有效处理变工况下的工业流数据,无需重放旧类别数据便能学习新类别知识。此外,利用机械故障诊断案例评估该方法的性能,分析结果证明CTLS能够高效处理变工况条件下的工业流数据,是一种极具潜力的解决实际工业问题的可靠工具。

**关键词:**持续迁移学习;工业流数据;故障诊断;旋转机械

**中图分类号:** TH133.33 TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Continuous transfer learning system for fault diagnosis of industrial stream data under variable operating conditions

Shi Mingkuan, Ding Chuancang, Wang Rui, Huang Weiguo, Zhu Zhongkui  
(School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131, China)

**Abstract:** Machine learning models have achieved remarkable success in intelligent fault diagnosis, but are mainly applied in static environments. In practical scenarios, new fault category data arrives continuously in the form of streams, and the distribution of the data changes due to changes in the operating conditions of the machinery and equipment, resulting in a continuous stream of data characterized by non-independent homogeneous distribution. This diagnostic problem of non-independently and identically distributed continuous stream data is called the continuous transfer diagnostic problem. To solve this problem, a continuous transfer learning system (CTLS) fault diagnosis method is proposed. The method includes a domain-adaptive learning loss function and a continuous transfer learning mechanism, which can efficiently handle industrial streaming data and learn new categories without replaying old category data. Moreover, a mechanical failure case evaluations validate the performance of the method, and analysis results show that CTLS can effectively handle industrial streaming data under different working conditions and is a promising tool for solving real industrial problems.

**Keywords:** continuous transfer learning; industrial stream data; fault diagnosis; rotating machinery

## 0 引言

故障诊断是确保机械设备稳定可靠运行的重要措施,一直是工业领域的热门话题<sup>[1-3]</sup>。在众多故障诊断方法中,数据驱动的故障诊断方法因其无需任何故障机理或先验信息的优势而受到广泛关注。近年来,机器学习

技术发展迅速,在故障诊断和模式识别领域得到了广泛应用。特别地,由于深度学习具有强大的学习能力,基于深度神经网络的机器学习方法<sup>[4-7]</sup>在故障诊断中展现出优异性能,取得了显著效果。

然而,传统的机器学习方法通常局限于封闭的静态环境,也称为孤立学习,因为这种学习方式不考虑任务之外的信息。也就是说,对于特定任务,模型的训练和推理

收稿日期:2023-11-26 Received Date: 2023-11-26

\* 基金项目:国家自然科学基金(52275157, 52205119)、江苏省自然科学基金(BK20220497)项目资助

只在符合独立且同分布假设的数据上进行。这种学习方式显然是低效的,因为实际的场景是一个开放的动态环境,机械设备在运行过程中会不断出现新的故障模式,这就要求诊断模型能够不断学习新的类别知识,从而实现对新故障的识别。面对不断到来的新数据,直接利用新数据更新模型会造成灾难性遗忘,即模型在学习新数据时遗忘旧数据,从而丧失对旧数据的判别能力。同时,收集旧数据和新数据用于重新训练模型的成本较高。这些问题严重阻碍了机器学习在实际工程中的应用。

针对这些问题,增量学习提供了一种可行的解决方案。增量学习模拟大脑学习的过程,按照一定的顺序学习流数据,然后根据任务执行的结果增量更新模型。增量学习在实际工程应用中具有重要的应用前景,受到了众多学者的关注。例如,Peng等<sup>[8]</sup>提出了一种新的增量学习框架,适用于新类别数据不足的应用场景。Li等<sup>[9]</sup>提出了一种对比增量学习方法,以实现轴承故障的增量诊断。Liu等<sup>[10]</sup>提出了一种基于生成特征重放的终身学习故障诊断方法。陈博哉等<sup>[11]</sup>提出了一种基于终身学习范式的增量故障诊断方法。然而,基于深度神经网络的增量学习模型的训练需要大量的标注数据,当标注数据不足时容易出现过拟合,同时深度神经网络的训练和参数选择非常耗时,这些因素限制了增量学习任务对快速增量更新的需求。机器学习模型只需使用流数据中的新示例即可更新模型,而无需消耗大量计算资源进行重新训练,是一种理想的学习方法。

近年来,宽度学习系统(broad learning system, LS),又称宽度网络,有限克服了深度学习训练耗时的局限性<sup>[12]</sup>。同时,BLS也被应用于增量学习中,利用增量学习方法快速重建模型,有效提升模型的测试精度。基于BLS的优势,Fu等<sup>[13]</sup>设计了一种基于宽度自动编码器的增量学习方法,并将其应用于故障诊断。然而,基于节点增量的BLS增量学习方法随着增量次数的增加而急剧增加,导致网络的训练时间迅速增加。此外,上述类别增量学习(class incremental learning, CIL)故障诊断方法建立在数据分布相同假设上。然而,在工业生产过程中设备需要根据各种任务需求灵活调整运行状态,难以保持恒定的工作状态,导致连续的工业流数据呈现出非独立的均匀分布。因此,在处理分布不断变化的工业流数据时,现有的增量学习故障诊断方法将无法发挥卓越的效能,导致对故障类型的误判。综上所述,工业应用中不断出现的新故障类型和变化的数据分布对现有的故障诊断方法构成了巨大挑战,迫切需要探索针对不同分布的工业流数据的动态增量故障诊断方法。

为了应对这些挑战,本文提出了一种新颖的持续迁移学习系统(continuous transfer learning system, CTLS),用于不同工况下工业流数据的故障诊断,解决实际工业

场景下的持续迁移诊断问题。在CTLS中,构建了包含最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)惩罚项和分类损失的域适应学习损失函数,能够匹配两域之间的投影均值来缩小两域数据之间的分布差异,从而使CTLS更好地处理不同分布的工业数据流。同时,设计了一种持续迁移学习机制,在不重放旧类别数据的情况下,保留旧类别的知识并学习新类别的知识。实验分析结果表明CTLS能够高效处理变工况下的工业流数据诊断任务,实现故障的精确识别和分类。

## 1 持续迁移学习系统

### 1.1 问题描述与方法框架

给定一个由多个数据集块组成的数据流 $\{\mathbb{D}_0, \mathbb{D}_1, \dots, \mathbb{D}_k, \mathbb{D}_{k+1}\}$ ,其中数据流中的第 $j$ 个数据块表示为 $\mathbb{D}_j = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, i = 1 + \sum_{p=0}^{j-1} N_p, \dots, \sum_{p=0}^j N_p, j = 0, 1, \dots, k+1$ 。数据流中的每个数据块代表一个增量任务,每个数据块包含大量源域样本 $\mathbb{D}_{s_j} = \{\mathbf{X}_s^j, \mathbf{Y}_s^j\} = \{\mathbf{x}_{s_i}^j, \mathbf{y}_{s_i}^j\}, i = 1, 2, \dots, n_j$ 和少量目标域样本 $\mathbb{D}_{t_j} = \{\mathbf{X}_t^j, \mathbf{Y}_t^j\} = \{\mathbf{x}_{t_i}^j, \mathbf{y}_{t_i}^j\}, i = 1, 2, \dots, m_j, n_j + m_j = N_j$ 。

在CTLS的初始阶段,使用 $\mathbb{D}_0$ 对模型进行训练,得到初始模型 $M_0$ 。此时,测试集类别的数量等于初始数据集类别的数量。第 $k$ 个增量阶段的训练样本为 $\mathbb{D}_k$ ,通过更新模型 $M_{k-1}$ 的权重参数得到第 $k$ 个增量阶段的模型 $M_k$ 。此时,测试集类别的数量是整个训练阶段的类别数量。总之,本文旨在设计一种类别增量框架,不仅对工业流数据中的不同故障类别进行分类,而且还能将从一个工况条件下学到的诊断知识转移到相似的工况条件下。

CTLS的框架如图1所示。首先,设计了一种图嵌入自编码器构造特征节点,从原始数据中提取更加紧凑的特征信息;然后,利用特征节点构造增强节点进一步提取特征;再者利用MMD度量源域与目标域数据分布的差异,构建可域自适应学习的正则化项;进一步结合特征节点、增强节点、MMD正则化项,构建损失函数,并通过岭回归获取输出权值;最后,设计一种持续迁移学习机制更新模型的输出权值,从而实现类别信息的持续学习。具体地,CTLS理论推导过程描述如下文。

### 1.2 故障特征提取

如图1所示,CTLS首先使用随机权重 $\mathbf{W}_e$ 和偏置 $\beta_{e_i}$ ,通过线性变换将输入随机映射到特征节点表示 $\mathbf{Z}^p = [\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n]$ 。

$$\mathbf{Z}_i = g_i(\mathbf{X}\mathbf{W}_{e_i} + \beta_{e_i}), i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

由于随机初始化的输入参数是不可预测的,因此随机参数的引导至关重要。为了克服参数的随机性,本文

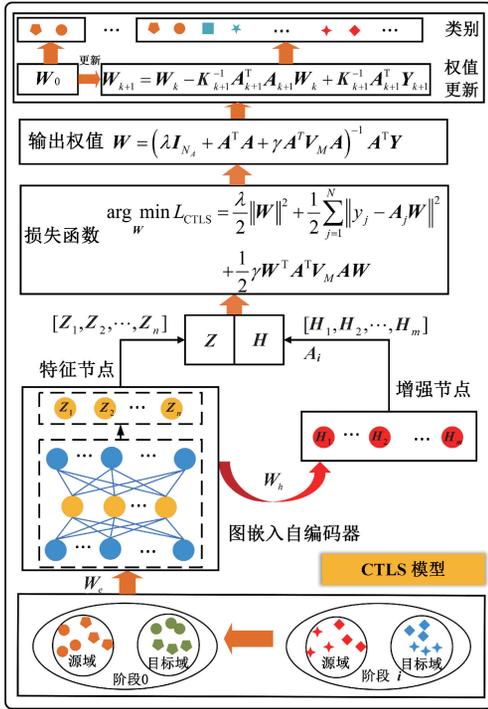


图1 CTLS的整体框架

Fig. 1 Framework of the CTLS

设计了图嵌入自编码器来微调  $W_e$ 。此外,利用自编码器,能够在特征提取过程中有效减小源域数据和目标域数据之间的差异,增强同类数据的紧密性。图嵌入自编码器微调  $W_e$  的具体过程表示为:

$$\arg \min_{W_e} : \|Z^p \hat{W}_e - X\|_2^2 + \lambda \| \hat{W}_e \|_2 + \beta \hat{W}_e^T (Z^p)^T L Z^p \hat{W}_e \quad (2)$$

其中,  $\hat{W}_e$  是式(2)的解。 $L$  是拉普拉斯矩阵,且  $L = D - S$ 。 $S$  是连接同一类别相同域分布的权重,定义为:

$$S_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } c_i = c_j \text{ and } \mathcal{D}_i = \mathcal{D}_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $D$  为对角矩阵,  $D_{ii} = \sum_{j=1}^N S_{ij}$ 。

新的特征节点表示为:

$$Z_i = g_i(X \hat{W}_{ei} + \beta_{ei}), i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$Z^p = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n]$$

然后,CTLS 使用  $W_h$  将特征节点表示  $Z^p$  随机映射到增强节点表示  $H^q = [H_1, H_2, \dots, H_m]$ , 其中  $H_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$  表示为:

$$H_j = \xi(Z^p W_{hj} + \beta_{hj}), j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

最后,将特征节点表示  $Z^p$  和增强节点表示  $H^q$  结合起来,得到特征矩阵  $A$ 。

$$A = [Z^p | H^q] \quad (6)$$

### 1.3 损失函数

如图1所示,进一步将特征矩阵  $A$  和输入标签  $Y$  输入到分类器中学习分类权重  $W$ 。标签  $Y$  的预测误差为

$$E = \sum_{j=1}^N e_j = \sum_{j=1}^N \|y_j - A_j W\|^2 \quad (7)$$

在实际场景中,由于数据采集的环境和工作条件不同,数据集之间的特征分布往往不同,由于这种分布差异,目标域数据在模型上的预测效果不佳。为了解决此问题,利用 MMD 度量减小源域和目标域之间的分布距离,将源域的知识迁移到目标域,增强目标数据的分类效果。MMD 度量能够通过比较两个概率分布之间的距离来评估相似性或差异性,MMD 的公式具体描述为:

$$MMD^2[\mathcal{D}_S, \mathcal{D}_T] = \left\| \frac{1}{N_S} \sum_{i=1}^{N_S} \alpha(x_{S_i}) W - \frac{1}{N_T} \sum_{j=1}^{N_T} \alpha(x_{T_j}) W \right\|^2 \quad (8)$$

其中,  $x_{S_i}$  和  $x_{T_j}$  分别表示源样本和目标样本。

式(8)可以改写为:

$$MMD^2[\mathcal{D}_S, \mathcal{D}_T] = \text{Tr}(W^T A^T V_M A W) \quad (9)$$

其中,  $A = [A_S^T, A_T^T]^T$  表示源域数据和目标域数据的整体特征,  $V_M \in \mathbb{R}^{(N_S+N_T) \times (N_S+N_T)}$  表示 MMD 矩阵,定义为:

$$(V_M)_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{n_c}, & \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathcal{D}_S^{(c)} \\ \frac{1}{m_c}, & \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \mathcal{D}_T^{(c)} \\ -\frac{1}{m_c n_c}, & \begin{cases} \mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_S^{(c)}, \mathbf{x}_j \in \mathcal{D}_T^{(c)} \\ \mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_T^{(c)}, \mathbf{x}_j \in \mathcal{D}_S^{(c)} \end{cases} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\mathcal{D}_S^{(c)}$  和  $\mathcal{D}_T^{(c)}$  分别表示属于类别  $c$  的源域和目标域,  $n_c$  和  $m_c$  分别表示源域和目标域中来自类别  $c$  的样本数量。

综合利用标签预测损失和 MMD 损失,便能够得到 CTLS 的损失函数。具体地,结合式(7)和(9)可以得到 CTLS 的损失函数,表示为:

$$\arg \min_{W} L_{\text{CTLS}} = \frac{\lambda}{2} \|W\|^2 + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \|y_j - A_j W\|^2 + \frac{1}{2} \gamma W^T A^T V_M A W \quad (11)$$

其中,  $\lambda$  和  $\gamma$  表示正则化参数。

通过设置  $L_{\text{CTLS}}$  相对于  $W$  的梯度为 0,可以得到式(11)的解。输出权值  $W$  的解具体可以表示为:

$$W = (\lambda I_{N_A} + A^T A + \gamma A^T V_M A)^{-1} A^T Y \quad (12)$$

其中,  $N_A$  是所有节点的和,  $I_{N_A}$  是大小为  $N_A \times N_A$  的单位矩阵。

### 1.4 持续迁移学习机制

1) 初始化学习: 给定初始训练集块  $\mathcal{D}_0 = \{X_0, Y_0\} =$

$\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, i = 1, \dots, n_0, \dots, N_0$ , 其中源域样本为  $n_0$ , 目标域样本为  $m_0$ , 即  $n_0 + m_0 = N_0$ . 初始块的输入矩阵记为  $\mathbf{X}_0 = [\mathbf{X}_{S_0} \ \mathbf{X}_{T_0}]^T$ , 其对应的标签矩阵记为  $\mathbf{Y}_0 = [\mathbf{Y}_{S_0} \ \mathbf{Y}_{T_0}]^T$ . 变量  $\mathbf{X}_{S_0}$  和  $\mathbf{Y}_{S_0}$  分别表示源域的数据和相应的标签. 类似地,  $\mathbf{X}_{S_0}$  和  $\mathbf{Y}_{S_0}$  表示目标域中的数据及其标签.

初始化块的输出权重矩阵由式(12)计算, 表示为:

$$\mathbf{W}_0 = \mathbf{K}_0^{-1} \mathbf{A}_0^T \mathbf{Y}_0 \quad (13)$$

其中:

$$\mathbf{K}_0 = \lambda \mathbf{I}_{N_A} + \mathbf{A}_0^T \mathbf{A}_0 + \gamma \mathbf{A}_0^T (\mathbf{V}_M)_0 \mathbf{A}_0 \quad (14)$$

2) 类增量学习: 假设一个新的训练数据集块  $\mathbb{D}_1 = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{Y}_1\} = \{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, i = N_0 + 1, \dots, N_0 + n_1, \dots, N_0 + N_1$  具有  $n_1$  个源域新类数据和  $m_1$  个目标域新类数据, 即  $n_1 + m_1 = N_1$ .  $\mathbf{X}_1 = [\mathbf{X}_{S_1} \ \mathbf{X}_{T_1}]^T$  对应的标签矩阵表示为  $\mathbf{Y}_1 = [\mathbf{Y}_{S_1} \ \mathbf{Y}_{T_1}]^T$ . 初始数据集块  $\mathbb{D}_0$  和新数据集块  $\mathbb{D}_1$  的权重矩阵  $\mathbf{W}_1$  可以计算为:

$$\mathbf{W}_1 = \mathbf{K}_1^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_0 \\ \mathbf{Y}_1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中:

$$\mathbf{K}_1 = \mathbf{I}_{N_A} + \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix} + \gamma \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T (\mathbf{V}_M)_{0,1} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, 对应于  $\mathbf{X}_1$  的特征矩阵  $\mathbf{A}_1$  可以通过式(6)计算.

由于  $\mathbb{D}_0$  和  $\mathbb{D}_1$  的类别不同,  $\mathbb{D}_0 \cup \mathbb{D}_1$  的矩阵  $(\mathbf{V}_M)_{0,1}$  可以表示为:

$$(\mathbf{V}_M)_{0,1} = \begin{bmatrix} (\mathbf{V}_M)_0 & 0 \\ 0 & (\mathbf{V}_M)_1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

简化后的  $\mathbf{K}_1$  表示为:

$$\mathbf{K}_1 = \lambda \mathbf{I}_{N_A} + \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix} + \gamma \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} (\mathbf{V}_M)_0 & 0 \\ 0 & (\mathbf{V}_M)_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}_0 + \mathbf{A}_1^T \mathbf{A}_1 + \gamma \mathbf{A}_1^T (\mathbf{V}_M)_1 \mathbf{A}_1 \quad (18)$$

为方便后续工作, 将  $\mathbf{K}_1$  简化为:

$$\mathbf{K}_1 = \mathbf{K}_0 + \mathbf{R}_{0,1} \quad (19)$$

其中:

$$\mathbf{R}_{0,1} = \mathbf{A}_1^T \mathbf{A}_1 + \gamma \mathbf{A}_1^T (\mathbf{V}_M)_1 \mathbf{A}_1 \quad (20)$$

在式(15)中,  $\mathbf{K}_1$  已被求得, 将进一步简化剩余部分

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_0 \\ \mathbf{Y}_1 \end{bmatrix} = \mathbf{A}_0^T \mathbf{Y}_0 + \mathbf{A}_1^T \mathbf{Y}_1 = \mathbf{K}_1 \mathbf{W}_0 - \mathbf{R}_{0,1} \mathbf{W}_0 + \mathbf{A}_1^T \mathbf{Y}_1 \quad (21)$$

然后将式(21)代入式(15), 可简化为:

$$\mathbf{W}_1 = \mathbf{K}_1^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 \\ \mathbf{A}_1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{Y}_0 \\ \mathbf{Y}_1 \end{bmatrix} = \mathbf{W}_0 - \mathbf{K}_1^{-1} \mathbf{R}_{0,1} \mathbf{W}_0 + \mathbf{K}_1^{-1} \mathbf{A}_1^T \mathbf{Y}_1 \quad (22)$$

将该过程扩展到第  $(k+1)$  个数据块 (其标记数据的标签与第  $k$  个数据块中标记数据的标签不同),  $\mathbb{D}_{k-1} \cup \mathbb{D}_k$  的权重矩阵  $\mathbf{W}_{k+1}$  表示为:

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k - \mathbf{K}_{k+1}^{-1} \mathbf{R}_{k,k+1} \mathbf{W}_k + \mathbf{K}_{k+1}^{-1} \mathbf{A}_{k+1}^T \mathbf{Y}_{k+1} \quad (23)$$

其中:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{K}_k + \mathbf{R}_{k,k+1}, \quad (24)$$

$$\mathbf{R}_{k,k+1} = \mathbf{A}_{k+1}^T \mathbf{A}_{k+1} + \gamma \mathbf{A}_{k+1}^T (\mathbf{V}_M)_{k+1} \mathbf{A}_{k+1} \quad (25)$$

## 2 实验验证

为了验证所提类别增量方法的有效性, 本文分析了图2所示的轮对轴承测试平台采集的数据. 电机转速分别设定为 400、600 和 800 r/min, 施加的载荷分别为 1.6 和 2.4 kN. 针对轴承滚子和内圈分别设计了 5 种不同故障尺寸 (0.2、0.3、0.4、0.5 和 0.6 mm) 下的共十种故障模式. 采样频率为 32 768 Hz.

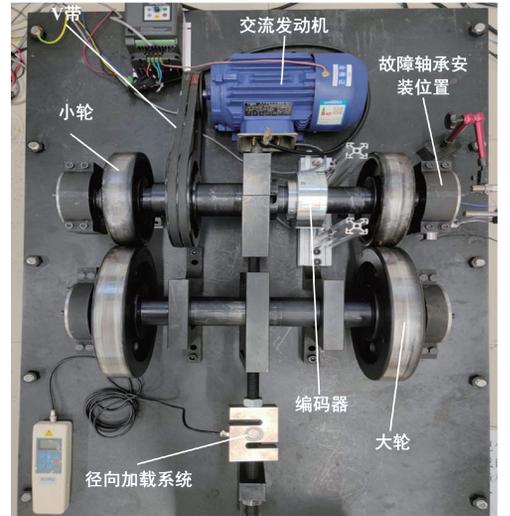


图2 轮对轴承测试平台

Fig. 2 Wheelset bearing test rig

在案例研究中, 设计了各种跨域类增量诊断任务, 包括不同的速度、负载和速度负载. 详细的诊断任务如表1所示, 表中任务“1.6~400”表示负载为 1.6 kN, 转速为 400 r/min.

比较方法: 本文将端到端增量学习 (end-to-end incremental learning, EEIL)<sup>[14]</sup>、增量分类器表征学习 (incremental classifier and representation learning, iCaRL)<sup>[15]</sup>、再平衡增量学习统一分类器 (learning a unified classifier incrementally via rebalancing, LUCIR)<sup>[16]</sup>、

表1 诊断任务信息

Table 1 Diagnostic task information

任务	源域	目标域
T1	1.6~400	1.6~600
T2	1.6~400	1.6~800
T3	1.6~400	2.4~400
T4	1.6~400	2.4~600
T5	1.6~400	2.4~800
T6	1.6~600	1.6~800
T7	1.6~600	2.4~400
T8	1.6~600	2.4~600
T9	1.6~600	2.4~800
T10	2.4~400	2.4~600
T11	2.4~400	2.4~800
T12	2.4~600	2.4~800

CTLS-A 与 CTLS 进行比较,以验证 CTLS 的有效性。CTLS-A 算法不包括 MMD 正则化项,其它结构与 CTLS 相同。CTLS-A 和 CTLS 的正则化超参数选取区间为  $\{10^{-6}, 10^{-5}, \dots, 1, \dots, 10^5, 10^6\}$ , CTLS 的参数采用网格搜索法进行选择。在本例的训练集中,源域的样本个数设置为 20,目标域的样本个数设置为 5,因此每个类别总共有 25 个样本。每种故障模式各取 100 个样本进行验证,每个样本的维度为 1 024。

具体的故障类别增量过程如表 2 所示。10 种故障类型分为 5 个任务,每个任务包括 2 个故障类型。0.2 B 和 0.3 B 用于模型初始化学学习,0.4 B 和 0.5 B 用于第一阶段的学习,依此类推可完成所有故障类型的学习。

表2 故障类别增量信息

Table 2 Fault Class Incremental Information

增量阶段	0	1	2	3	4
故障类别	0.2B, 0.3B	0.4B, 0.5B	0.6B, 0.2I	0.3I, 0.4I	0.5I, 0.6I

图 3 展示了 CTLS 在 12 个诊断任务上的增量准确率。可以看出,随着增量次数的不断增加,CTLS 的诊断精度逐渐降低。这一结果表明,诊断任务的难度随着阶段数量的不断增加而不断增加。然而,CTLS 仍然获得了良好的诊断性能,这意味着所提出的 CTLS 可以很好地保留旧类别中学习到的诊断知识。

图 4 展示了不同方法在 12 个诊断任务上的平均增量准确率。非常明显,CTLS 的性能明显优于 CTLS-A、EEIL、iCaRL 和 LUCIR 算法,这是因为 CTLS-A、EEIL、iCaRL 和 LUCIR 在增量过程中没有考虑数据间的分布,

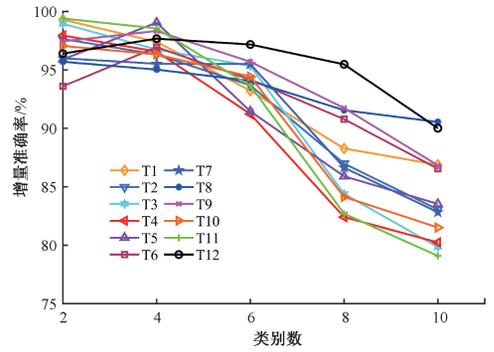


图3 CTLS 的增量准确率

Fig. 3 Incremental accuracy of CTLS

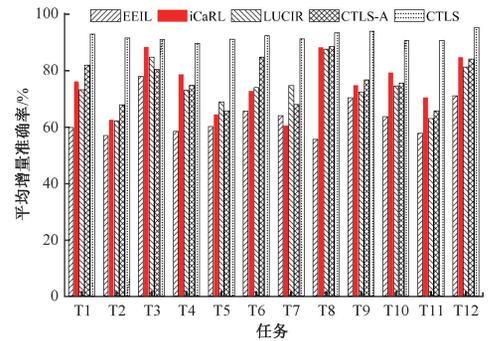


图4 不同类别增量方法的平均增量准确率

Fig. 4 Average increment accuracy based on different class increment methods

无法学习源域和目标域共有的特征信息。具体地,CTLS 在 12 个诊断任务上平均增量准确率分别为 93.01%、91.54%、91.06%、89.68%、91.17%、92.41%、91.30%、93.38%、94.01%、90.69%、90.68%、95.35%。这一结果表明 CTLS 在有限源域数据和少量目标域数据的情况下,可以在持续迁移诊断任务上取得卓越的性能。综合 CTLS 与对比方法分析结果,可以总结出 CTLS 在持续迁移诊断任务中表现出了明显的性能优势,并且在长序列增量过程中仍然保持了良好的性能,有效地解决了工业应用中不同工况下的流数据诊断问题。

训练时间:表 3 给出了不同方法在 T1 上的诊断时间和平均增量准确率 (average incremental accuracy, AIA)。EEIL、iCaRL、LUCIR 和 CTLS 的诊断时间分别为 466.9、372.7、361.8 和 0.84 s。很明显,CTLS 的诊断时间远小于基于深度学习的 EEIL、iCaRL、LUCIR 等类别增量方法。CTLS 不仅具有较高的精度,而且具有较低的时间复杂度,充分证明了所提方法的有效性。这表明,与现有的 CIL 方法相比,CTLS 更适合应用于工业流数据诊断领域。

表 3 每种方法的诊断时间

Table 3 Diagnostic time for each method

方法	EEIL	iCaRL	LUCIR	CTLS
AIA/%	59.76	76.11	73.23	94.31
时间/s	466.9	372.7	361.8	0.84

为了进一步验证所提 CTLS 方法在连续变工况条件下的有效性,共设计了 6 个增量诊断任务,每个任务中的每个增量阶段的工况是不同的,具体的设计如表 4

表 4 连续变工况诊断任务信息

Table 4 Continuous variable condition diagnostic task information

任务	域	阶段 0	阶段 1	阶段 2	阶段 3	阶段 4
Task1	源域	1.6~400	1.6~600	1.6~800	2.4~400	2.4~600
	目标域	1.6~600	1.6~800	2.4~400	2.4~600	2.4~800
Task2	源域	1.6~600	1.6~800	2.4~400	2.4~600	2.4~800
	目标域	1.6~800	2.4~400	2.4~600	2.4~800	1.6~400
Task3	源域	1.6~800	2.4~400	2.4~600	2.4~800	1.6~400
	目标域	2.4~400	2.4~600	2.4~800	1.6~400	1.6~600
Task4	源域	2.4~400	2.4~600	2.4~800	1.6~400	1.6~600
	目标域	2.4~600	2.4~800	1.6~400	1.6~600	1.6~800
Task5	源域	2.4~600	2.4~800	1.6~400	1.6~600	1.6~800
	目标域	2.4~800	1.6~400	1.6~600	1.6~800	2.4~400
Task6	源域	2.4~800	1.6~400	1.6~600	1.6~800	2.4~400
	目标域	1.6~400	1.6~600	1.6~800	2.4~400	2.4~600

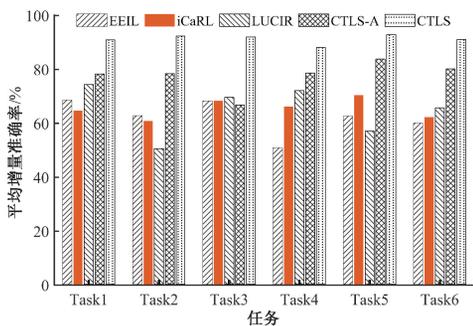


图 5 不同类别增量方法在连续变工况下的平均增量准确率

Fig. 5 Average incremental accuracy of different classes incremental methods under continuously variable operating conditions

### 3 结 论

本文针对不同工况下的故障增量诊断任务,提出了一种 CTLS 诊断模型。该模型利用最大均值差异度量理论构建了具有域自适应学习能力的损失函数,使 CTLS

所示。所提方法和对比方法在 6 个增量任务上的平均增量准确率如图 5 所示。据图 5 可以看出,CTLS 的平均增量准确率要明显高于 CTLS-A、EEIL、iCaRL 和 LUCIR 算法的平均增量准确率,其中 CTLS 在 6 个增量任务上的平均增量准确率分别为 90.82%、92.35%、91.90%、88.01%、92.78% 和 91.08%。图 5 实验结果表明,所提方法在连续变工况条件下是有效的,相对于其它增量方法,所提方法在连续变工况增量任务中具有更明显的优势。

能够高效地处理具有不同数据分布条件的类增量任务。同时,CTLS 设计了持续迁移学习机制,使其能够在不同分布的流数据中持续学习新的故障类别。此外,CTLS 网络结构简单且无需知识回放和迭代优化,具有低的时间复杂度和空间复杂度。在轴承数据集上将提出方法与几种 CIL 方法进行比较,结果表明所提的 CTLS 方法展现了卓越的诊断精度和学习效率。

### 参考文献

[ 1 ] 林京,焦金阳.可解释机械智能诊断技术的研究进展与挑战[J].机械工程学报,2023,59(20):215-224.  
LIN J, JIAO J Y. Research progress and challenges of interpretable mechanical intelligent diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(20):215-224.

[ 2 ] 苗建国,李茂银,邓聪颖,等.非理想数据下基于仿真数据辅助迁移学习的滚动轴承故障诊断[J].仪器仪表学报,2023,44(4):28-39.  
MIAO J G, LI M Y, DENG C Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis for non-ideal dataset based on finite element simulation and transfer learning[J]. Chinese

- Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 28-39.
- [ 3 ] LIU R, YANG B, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 33-47.
- [ 4 ] ZHAO X, JIA M, LIU Z. Semisupervised graph convolution deep belief network for fault diagnosis of electromechanical system with limited labeled data [ J ]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(8): 5450-60.
- [ 5 ] 邵海东, 颜深, 肖一鸣, 等. 时变转速下基于改进图注意力网络的轴承半监督故障诊断 [ J ]. 电子与信息学报, 2023, 45(5): 1550-1558.
- SHAO H D, YAN SH, XIAO Y M, et al. Semi-supervised bearing fault diagnosis using improved graph attention network under time-varying speeds [ J ]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(5): 1550-1558.
- [ 6 ] 邢自扬, 赵荣珍, 吴耀春, 等. 多尺度卷积神经网络小样本轴承故障辨识方法 [ J ]. 振动. 测试与诊断, 2023, 43(5): 915-922.
- XING Z Y, ZHAO R ZH, WU Y CH, et al. Small sample bearing fault identification method using novel multi-scale convolutional neural network [ J ]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(5): 915-922.
- [ 7 ] ZHAO M, FU X, ZHANG Y, et al. Highly imbalanced fault diagnosis of mechanical systems based on wavelet packet distortion and convolutional neural networks [ J ]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 51: 101535.
- [ 8 ] PENG P, ZHANG H, LI M, et al. SCLIFD: Supervised contrastive knowledge distillation for incremental fault diagnosis under limited fault data [ J ]. ArXiv preprint, 2023, ArXiv:2302.05929.
- [ 9 ] LI C, LEI X, HUANG Y, et al. Incrementally contrastive learning of homologous and interclass features for the fault diagnosis of rolling element bearings [ C ]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023: 1-9.
- [ 10 ] LIU Y, CHEN B, KONG L, et al. A lifelong learning method based on generative feature replay for bearing diagnosis with incremental fault types [ C ]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023.
- [ 11 ] 陈博骥, 沈长青, 石娟娟, 等. 故障类型增量场景下基于终身学习的轴承故障诊断方法 [ J ]. 轴承, 2022(9): 62-69.
- CHEN B J, SHEN CH Q, SHI J J, et al. Lifelong learning based bearing fault diagnosis method under incremental fault type scenarios [ J ]. Bearing, 2022(9): 62-69.
- [ 12 ] GONG X, ZHANG G T, CHEN C L P, et al. Research review for broad learning system: Algorithms, theory, and applications [ C ]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021.
- [ 13 ] FU Y, CAO H R, CHEN X F, et al. Broad auto-encoder for machinery intelligent fault diagnosis with incremental fault samples and fault modes [ J ]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 178: 109353.
- [ 14 ] CASTRO F M, MARÍN-JIMÉNEZ M J, GUIL N, et al. End-to-end incremental learning [ C ]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 233-248.
- [ 15 ] REBUFFI S A, KOLESNIKOV A, SPERL G, et al. iCaRL: Incremental classifier and representation learning [ C ]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2001-2010.
- [ 16 ] HOU S, PAN X Y, LOY C C, et al. Learning a unified classifier incrementally via rebalancing [ C ]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 831-839.

## 作者简介



石明宽, 分别于 2017 年和 2020 年获得兰州理工大学学士学位和硕士学位, 现为苏州大学博士研究生, 主要研究方向为机械故障诊断与寿命预测。

E-mail: 20214046001@stu.suda.edu.cn

**Shi Mingkuan** received the B. Sc. degree and the M. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2017 and 2020, respectively. He is currently a Ph. D. candidate at Soochow University. His main research interests include mechanical fault diagnosis and life prediction.



丁传仓 (通信作者), 2016 年于山东大学获得学士学位, 2021 年于西安交通大学获得博士学位, 现为苏州大学讲师, 主要研究方向为机械信号分析与设备状态监测。

E-mail: ccding@suda.edu.cn

**Ding Chuancang** (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2016 from Shandong University, received his Ph. D. degree in 2021 from Xi'an Jiaotong University. Now he is a lecture in Soochow University. His main research interests include mechanical signal analysis and machine condition monitoring.