

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311658

极限标签下基于解耦特征伪标签传播的故障诊断*

邓聪颖¹, 邓子豪¹, 苗建国²

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学自动化学院 重庆 400065)

摘要: 面对实际工程中标签稀少,尤其是单类样本仅1个标签的极限标签场景,现有半监督诊断方法的故障识别能力严重不足。为此,本文提出一种基于解耦特征伪标签传播算法的半监督故障诊断方法。首先,引入局部选择的并行集成异常检测方法分离故障样本;其次,提出基于解耦特征的伪标签传播算法,通过解耦对抗自编码器获得增强的故障特征,进而通过故障特征降维、特征分布伪质心标定与距离度量实现高效伪标签传播;最后,利用伪标签故障样本训练故障分类器,结合异常检测实现高准确率故障诊断。两个旋转部件数据集上的实验结果表明,所提方法在单类故障标签数量为1时,同工况和跨工况实验下的平均诊断准确率分别超过97%和90%,明显优于对比方法。

关键词: 故障诊断;伪标签传播;半监督学习;极限标签

中图分类号: TH165+.3 TP206+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.6530

Fault diagnosis based on the decoupled feature pseudo-label propagation under extreme labeling scenarios

Deng Congying¹, Deng Zihao¹, Miao Jianguo²

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Faced with the limited labeled sample problem in practical engineering, particularly in extreme labeling scenarios where only one labeled sample is available for each fault type, the existing semi-supervised diagnosis methods suffer from a significant deficiency in the fault identification ability. To address this issue, a novel semi-supervised fault diagnosis method based on the decoupled feature pseudo-label propagation (DFPP) algorithm is proposed. Firstly, the locally selective combination in the parallel outlier ensembles (LSCP) method is introduced to separate fault samples. Subsequently, the DFPP method is proposed. In DFPP, the adversarial decoupled auto-encoder (ADAE) is applied to extract the enhanced fault features, and the incorporation of fault feature dimension reduction, pseudo-centroid calibration of feature distribution, and distance measurement are adopted to efficiently achieve pseudo-label propagation in situations. Finally, a fault classifier is trained by using pseudo-labeled fault samples, and the combination of anomaly detection ensures accurate fault diagnosis with high precision. Experimental results conducted on two datasets of rotating components demonstrate that the proposed method can achieve average diagnostic accuracies exceeding 97% and 90% in the same working condition and cross working condition with extremely limited labeled samples, respectively, which is significantly superior to the comparison methods.

Keywords: fault diagnosis; pseudo-label propagation; semi-supervised learning; extremely limited labeled samples

0 引言

旋转机械在现代工业中发挥着关键作用,复杂多变的运行工况使得旋转机械中轴承、齿轮和电机等关键部

件发生故障的可能性增加,这些关键部件的故障将会导致设备损坏甚至发生重大事故^[1-2]。实现旋转机械关键部件的高精度故障诊断对于保障装备的运行可靠性具有重要意义。

收稿日期:2023-07-12 Received Date: 2023-07-12

* 基金项目:国家自然科学基金(51705058)、重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202300640, KJZD-K202300611)资助

基于深度学习的智能故障诊断方法能够降低传统诊断方法对专家知识的依赖,而且能够用于处理复杂数据^[3-4]。各种深度学习方法被广泛运用于旋转机械关键部件的高精度端到端故障诊断。然而,传统深度学习方法需要大量标签样本以支撑监督学习诊断模型的充分训练和高精度识别。在实际工程中,由于数据的标签成本高昂,大量数据中仅存在少量标签样本。深度学习方法在有监督训练下无法利用除少量标签样本以外的其他样本,导致数据的浪费且模型的诊断能力严重不足^[5]。

半监督学习通过大量无标签样本获取数据的特征分布,并结合少量有标签样本调整模型的决策边界,以充分利用获取的数据信息,从而提升标签有限情况下模型的故障识别能力^[6]。因此,结合无监督学习与模型微调策略的半监督故障诊断范式被广泛应用。卷积自编码器(convolution auto-encoder, CAE)和对抗自编码器(adversarial auto-encoder, AAE)等自编码器模型具有强大的无监督学习能力^[7-8],是半监督学习常用的模型。齐咏生等^[9]通过改进的CAE提取故障特征,并结合中心损失构造损失函数以训练分类器,从而实现半监督故障诊断。对比学习能够通过最大化输入和输出之间的互信息来学习数据的表征,也被用于设备的半监督故障诊断。Li等^[10]提出基于深度互信息最大化(deep infomax, DIM)网络的半监督方法,结合有标签与无标签样本中抽取的代表性特征,训练分类器并完成诊断任务。然而,此类方法仅考虑无标签样本与标签样本间信息的一致性,未充分利用特征空间中样本的流形分布特征。

伪标签传播算法作为另一种半监督学习范式,其利用少量有标签样本的信息,根据特征空间中的样本分布关系赋予无标签样本伪标签,扩充有标签样本的规模,从而提高模型的训练稳定性和最终的故障识别能力^[11]。吕枫等^[12]基于关系网络与伪标签策略,利用无标签样本对少量有标签样本进行扩充,实现了齿轮箱的故障诊断。提高模型的特征提取能力可增强特征空间中异类样本间的特征差异,从而能够有效提高伪标签的传播效果。Yin等^[13]利用自归一化卷积对抗自编码器提取样本特征,并引入约束种子K均值算法进行无标签样本的伪标签传播,实现了对旋转机械关键部件的故障诊断。Tao等^[14]提出基于核局部Fisher判别分析的半监督伪标签传播算法,通过特征提取与聚类方法实现伪标签传播,以此训练分类器,最终实现了高精度轴承故障诊断。然而,上述研究中的方法均未考虑和区分无标签故障样本与易于获取的大量正常样本之间的关系,导致正常样本干扰故障分类过程,而且严重浪费正常数据中蕴含的有价值信息。此外,仅通过标签样本赋予无标签样本伪标签的方式未充分考虑无标签样本的分布特性,具有一定的随机性。这些不足导致传统方法需要一定数量的标签样本才能保

证良好的故障诊断能力,在有标签样本稀少,尤其是单类故障仅一个有标签样本的极限标签场景下诊断能力严重不足。

利用实际存在的大量正常样本信息对故障样本进行特征解耦,有利于去除故障样本中蕴含的工况、设备等固有信息,从而捕获具有强故障表征性的故障特征,并能够促进下游故障识别任务。因此,本文提出一种基于对抗解耦自编码器与伪标签传播策略的半监督集成故障诊断框架,用于极限标签下的高精度故障识别。首先,引入局部选择的并行集成异常检测方法(locally selective combination in parallel outlier ensembles, LSCP)高效识别并分离故障样本;其次,提出基于解耦特征伪标签传播(decoupled feature pseudo-label propagation, DFPP)算法,通过解耦对抗自编码器(adversarial decoupled auto-encoder, ADAE)提取增强的故障特征,进而结合均匀流形逼近与投影降维(uniform manifold approximation and projection for dimension reduction, UMAP)方法实现故障特征降维,在此基础上标定特征分布伪质心并实现高效伪标签传播;最后,通过真/伪标签故障样本训练故障分类器,并结合LSCP检测结果实现高准确率的故障诊断。本文的主要贡献包括:

1) 提出 ADAE 进行故障的特征解耦增强。通过分支网络与潜空间特征正则化,利用正常数据分离故障数据中的工况和设备等固有信息,进而提高模型所提特征的故障表征和泛化能力。

2) 提出适用于单类一个标签样本极限场景下的高效伪标签传播策略 DFPP。采用 UMAP 方法对 ADAE 解耦获得的故障特征进行降维,通过有标签样本特征的分布标定各故障特征伪质心,从而利用距离度量方式实现伪标签传播。

3) 通过融合 LSCP 异常检测模型与伪标签样本训练的故障模式分类器,构造集成故障诊断模型。利用异常检测模型实现正常数据与故障数据的分流处理,减少正常数据对故障分类过程的干扰,进而提高整体故障诊断精度。

1 相关理论

1.1 LSCP 异常检测方法

LSCP 是一种集成多个模型的异常检测方法,其通过随机选择的特征子空间中最近邻定义测试样本所属的局部区域,然后合并该局部区域中表现最好的基础检测器群,并输出最终预测结果^[15]。

LSCP 进行异常检测的流程主要包括以下 4 个步骤。

1) 基本检测器群生成:给定包含 n 个 d 维样本的训练集 $\mathbf{X}_{train} \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 与基本检测器群 $C = [C_1, C_2, \dots, C_r]$ 。

使用训练集 $\mathbf{X}_{train}$ 训练基本检测器群 C 并得到异常得分矩阵 $O(\mathbf{X}_{train}) = [C_1(\mathbf{X}_{train}), \dots, C_r(\mathbf{X}_{train})] \in \mathbb{R}^{n \times R}$ 。

2) 伪标签生成: 计算异常得分矩阵 $O(\mathbf{X}_{train})$ 中 n 个样本在 r 个模型下得分的最大值或平均值作为伪标签 $target \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ 。

3) 局部区域定义: 对于单个测试样本 $\mathbf{X}_{test}^{(j)} \in \mathbb{R}^{1 \times d}$, 通过 k 个最近训练样本定义局部区域 ψ_j :

$$\psi_j = \{x_i | x_i \in \mathbf{X}_{train}, x_i \in kNN_{ens}^{(j)}\} \quad (1)$$

式中: kNN_{ens} 表示一个测试样本的最近邻集合。随机选择 t 组维度为 $[d/2, d]$ 的特征子空间, 获得在特征子空间内与 $\mathbf{X}_{test}^{(j)}$ 最近的 k 个训练样本, 以出现次数超过 $t/2$ 次的训练样本 $kNN_{ens}^{(j)}$ 为局部区域 ψ_j 。计算局部区域异常得分矩阵 $O(\psi_j)$ 并生成伪标签:

$$O(\psi_j) = [C_1(\psi_j), \dots, C_r(\psi_j)] \in \mathbb{R}^{|\psi_j| \times R} \quad (2)$$

$$target^{\psi_j} = \{target_{x_i} | x_i \in \psi_j\} \in \mathbb{R}^{|\psi_j| \times 1} \quad (3)$$

式中: $|\psi_j|$ 为 ψ_j 的基数。

4) 计算 $O(\psi_j)$ 与 $target^{\psi_j}$ 的皮尔逊相关系数, 从而选择最相似的前 a 个检测器; 计算 $\mathbf{X}_{test}^{(j)}$ 的 a 个异常得分, 并取其平均值作为 $\mathbf{X}_{test}^{(j)}$ 的最终异常分数, 实现异常检测。

实际工程中的正常数据通常来源于多种运行工况, 其可以视为异质分布数据。这种情况下, 使用由多个模型集成的 LSCP 异常检测方法相较单一模型具有更强的异常检测能力^[16]。因此, 所提方法引入 LSCP 进行异常检测。

1.2 均匀流形逼近与投影降维

均匀流形逼近与投影降维 (uniform manifold approximation and projection for dimension reduction, UMAP) 是一种非线性流形降维算法, 其首先构建高维数据的拓扑结构, 然后在低维空间重构拓扑结构, 并使其尽可能相似, 从而实现数据降维^[17]。

令 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 和 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n\}$ 分别表示高维特征与降维后的低维特征, 定义度量空间 $d: \mathbf{X} \times \mathbf{X} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$, 对 $\mathbf{X}$ 中样本 $\mathbf{x}_i$, 通过超参数 k 得到 d 度量下的 k 个最近邻 $\{\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{ik}\}$, 定义 $\mathbf{x}_i$ 到其最近邻近点距离 ρ_i :

$$\rho_i = \min\{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) | 1 \leq j \leq k, d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) > 0\} \quad (4)$$

构造有向带权图 $\bar{G} = (V, E, w)$, 其中 V 为 $\mathbf{X}$, E 表达如下:

$$E = (\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) | 1 \leq j \leq k, 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

权值 w 为:

$$w(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) = \exp\left(\frac{-\max(0, d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) - \rho_i)}{\sigma_i}\right) \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^k w(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{ij}) = \log_2(k) \quad (7)$$

获取特征的高维图表达后, 构造其低维图。低维图的概率分布通过曲线族建立:

$$w(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j) = (1 + a(\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j)^{2b})^{-1} \quad (8)$$

式中: a 与 b 为超参数, 通常 $a = 1.93, b = 0.97$ ^[18]。

通过交叉熵损失逼近高维图与低维图的分布, 其计算如下:

$$CE_{UMAP} = \sum_{e \in E} w_e^h \log\left(\frac{w_e^h}{w_e^l}\right) + (1 - w_e^h) \log\left(\frac{1 - w_e^h}{1 - w_e^l}\right) \quad (9)$$

式中: w_e^h 为高维图中的权值, w_e^l 为低维图中的权值。

UMAP 相较 T 分布随机近邻嵌入 (t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE) 方法降维后能够保留更多高维数据的全局结构且适用维度更广。因此所提 DFPP 算法采用 UMAP 进行故障特征的二次降维。

2 基于解耦特征伪标签传播的诊断方法

2.1 对抗解耦自编码器

在半监督学习框架下, 将故障信息与设备、工况等固有信息进行解耦能够获取更具代表性的故障特征。因此, 提出了如图 1 所示的 ADAE。ADAE 的主体部包括改进的编码器与解码器。其中, 编码器包含共享编码部分与潜空间特征分支编码模块。前者进行数据特征提取, 后者分支结构包括提取故障特征的故障特征编码支路与提取固有特征 (设备、工况等特征) 的固有特征编码支路。解码器将潜空间分支特征融合后重构为输入样本。为实现故障特征的分离, ADAE 加入互信息估计器、鉴别器模块, 并且构造了重构损失 L_R 、对抗损失 L_{Ad} 、固有特征损失 L_{Zl} 和互信息损失 L_{MI} 4 种损失。ADAE 模型通过最大化故障特征与固有特征差异, 并最小化所有样本固有特征间的差异, 完成所有样本的重构和故障特征的分离。

对于样本重构损失 L_R , 其包含 L_R^{Nor} 与 L_R^F 两部分, 分别为正常样本 $\mathbf{S}_{Nor}$ 和无标签故障样本 $\mathbf{S}_F$ 的重构损失。正常样本集依次经编码器共享部分和固有特征编码支路后被编码为固有特征 $\mathbf{Zl}_{Nor} = f_{E,l}(\mathbf{S}_{Nor})$, 结合设为全 0 向量的故障特征获得完整潜空间特征, 进而输入解码器 f_D 得到重构正常样本集 $\hat{\mathbf{S}}_{Nor} = f_D(0, \mathbf{Zl}_{Nor})$ 。故障样本集则通过共享部分和并行支路被编码为故障特征 $\mathbf{Zl}_F = f_{E,H}(\mathbf{S}_F)$ 与固有特征 $\mathbf{Zl}_F = f_{E,l}(\mathbf{S}_F)$, 融合得到完整的潜空间特征, 并经过解码器得到重构故障样本集 $\hat{\mathbf{S}}_F = f_D(\mathbf{Zl}_F, \mathbf{Zl}_F)$ 。正常与故障样本集重构损失可通过下式表达:

$$L_R^{Nor} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N MSE(\mathbf{s}_{Nor}^j - \hat{\mathbf{s}}_{Nor}^j) \quad (10)$$

$$L_R^F = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M MSE(\mathbf{s}_F^i - \hat{\mathbf{s}}_F^i) \quad (11)$$

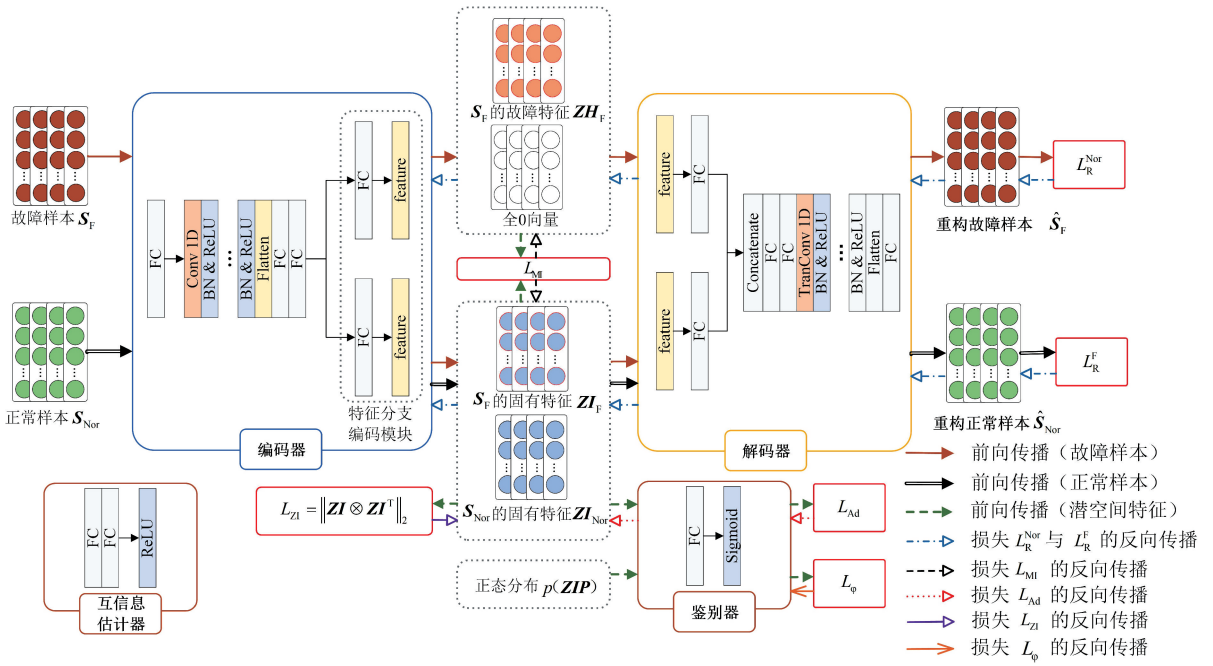


图1 对抗解耦自编码器结构示意图

Fig.1 Diagram of the ADAE structure

式中: s_{Nor}^i 与 $\hat{s}_{\text{Nor}}^i$ 分别为正常样本集与重构正常样本集中的第 j 个样本; s_{F}^i 与 $\hat{s}_{\text{F}}^i$ 分别为故障样本集与重构故障样本集中的第 i 个样本, 基于重构损失更新对应网络部分的参数。整体重构损失由式 (10) 与 (11) 组成, 表达如下:

$$L_{\text{R}} = \lambda_1 L_{\text{R}}^{\text{Nor}} + \lambda_2 L_{\text{R}}^{\text{F}} \quad (12)$$

式中: λ_1 与 λ_1 为平衡重构损失的超参数, 此处设为 0.5。

对于固有特征损失 L_{ZI} , 其目的是为了为了保证正常样本与故障样本的固有特征应尽可能相似。该损失利用优化的点积相似度进行样本间的特征相似性度量, 并最小化相似性矩阵的 L2 范数以平均各固有特征的特征相似性。所有输入样本 $\mathbf{S} = \mathbf{S}_{\text{Nor}} \cup \mathbf{S}_{\text{F}}$ 固有特征表示为 $\mathbf{ZI} = \mathbf{ZI}_{\text{Nor}} \cup \mathbf{ZI}_{\text{F}}$ 。固有特征损失 L_{ZI} 通过式 (13) 表示, 先计算 $\mathbf{ZI}$ 与 $\mathbf{ZI}^T$ 的外积, 得到每个特征与所有特征间的点积矩阵, 进而通过最小化 L2 范数使矩阵中每个点积值接近并趋近于零, 从而降低模型复杂度。

$$L_{\text{ZI}} = \|\mathbf{ZI} \otimes \mathbf{ZI}^T\|_2 \quad (13)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 表示 L2 范数, $\otimes$ 表示矩阵乘法运算, T 表示矩阵转置运算。

通常认为设备的固有属性信息可以视为近似的正态分布, 因此在固有特征编码支路增加固有特征判别器 φ_d , 构造对抗损失并利用对抗训练对固有特征进行约束, 使其逼近正态分布^[19], 进而促进故障特征的解耦。令 $p_d(\mathbf{S})$ 表示样本分布, $q(\mathbf{ZI}|\mathbf{S})$ 表示固有特征的分布, 聚合先验分布 $q(\mathbf{ZI})$ 可通过下式计算:

$$q(\mathbf{ZI}) = \int_{\mathbf{S}} q(\mathbf{ZI}|\mathbf{S}) p_d(\mathbf{S}) d\mathbf{S} \quad (14)$$

鉴别器 φ_d 将判别 $\mathbf{ZI}$ 是来自分布 $p(\mathbf{ZIP})$ 还是 $q(\mathbf{ZI})$, 而编码器与固有特征分支编码模块 f_{EJ} 则使 $q(\mathbf{ZI})$ 逼近分布 $p(\mathbf{ZIP})$ 。其中, 编码器与鉴别器的对抗损失函数 L_{Ad} 与 L_{φ} 分别可以表示为:

$$L_{\text{Ad}} = E_{\mathbf{ZIP} \sim p(\mathbf{ZIP})} [\log(1 - \varphi_d(\mathbf{ZIP}))] \quad (15)$$

$$L_{\varphi} = -E_{\mathbf{ZIP} \sim p(\mathbf{ZIP})} (\log \varphi_d(\mathbf{ZIP})) + E_{\mathbf{ZI} \sim q(\mathbf{ZI}|\mathbf{X})} [\log(1 - \varphi_d(\mathbf{ZI}))] \quad (16)$$

式中: E 为期望。

与此同时, 为将编码器输出的故障特征 $\mathbf{ZH}_{\text{F}}$ 和固有特征 $\mathbf{ZI}$ 进一步解耦, 需最小化二者的互信息使其服从独立分布。然而, 特征分布复杂, 使得精确求解互信息较为困难, 因此使用神经网络估计互信息值^[20]。互信息值通过网络 $T_{\theta}: \mathbf{ZI} \times \mathbf{ZH}_{\text{F}} \rightarrow \mathbb{R}, \theta \in \Theta$ 进行求解, 其期望通过联合分布 $P_{\mathbf{ZI} \times \mathbf{ZH}_{\text{F}}}$ 与边缘分布的乘积 $P_{\mathbf{ZI}} \otimes P_{\mathbf{ZH}_{\text{F}}}$ 估计, 利用神经网络逼近真实互信息。对于分布 P , 用 $P^{(n)}$ 表示与 n 个独立同分布样本相关的经验分布, 因此通过互信息值构造的互信息损失 L_{MI} 表示为:

$$L_{\text{MI}} = I(\mathbf{ZI}; \mathbf{ZH}_{\text{F}})_n = \sup_{\theta \in \Theta} E_{P_{\mathbf{ZI} \times \mathbf{ZH}_{\text{F}}}^{(n)}} [T_{\theta}] - \log(E_{P_{\mathbf{ZI}}^{(n)} \otimes P_{\mathbf{ZH}_{\text{F}}}^{(n)}} [e^{T_{\theta}}]) \quad (17)$$

式中: $\sup$ 表示上确界。通过最小化该损失使 $\mathbf{ZI}$ 与 $\mathbf{ZH}_{\text{F}}$ 分布相互独立。

综上, ADAE 通过最小化 L_{R} 以保证输入和重构数据的相似度, 使模型能够捕捉到数据的关键特征; 通过最小化 L_{Ad} 、 L_{ZI} 和 L_{MI} 以约束故障和正常数据的固有属性相似度, 保证固有特征的纯净性; 通过最小化 L_{MI} 使故障特征

分布独立于固有特征,从故障特征中分离出包含设备和工况信息的固有特征信息,进而使解耦得到的故障特征具有更强的表征能力。

2.2 解耦特征伪标签传播算法

所提 DFPP 的主要目的是充分利用无标签样本并扩充极少量的标签样本。方法首先通过上述 ADAE 模型提取增强的故障特征,然后引入 UMAP 降维算法进行特征降维,以避免高维空间特征度量可能造成的维度灾难问题^[21]。在所得故障特征空间中,利用每类故障特征簇的质心标记无标签样本,相较通过随机分布的单个标签样本进行标签更加准确。然而,由于大量故障样本无标签且数量有限,难以直接确定每类故障特征簇的实际质心。因此,可以基于单个标签样本与各类故障特征分布的空间分布,在故障特征空间中利用距离度量方式初次确定无标签样本的伪标签,进而计算逼近故障分布簇的真实质心的伪质心。然后,通过伪质心二次确定伪标签作为最终伪标签传播结果。上述过程具体描述如下:

定义 $\mathbf{S}_{F,L} = \{\mathbf{s}_{F,L}^j, \mathbf{y}_j\}_{j=1}^C$ 为单类故障仅 1 个标签数的 C 类带标签故障样本集,其中, $\mathbf{s}_{F,L}^j$ 与 $\mathbf{y}_j$ 分别为第 j 类故障样本数据与标签。无标签故障样本集 $\mathbf{S}_F$ 用于训练 ADAE 模型。首先,通过 ADAE 模型分别提取 $\mathbf{S}_F$ 与 $\mathbf{S}_{F,L}$ 的故障特征 $\mathbf{Z}\mathbf{H}_F$ 与 $\mathbf{Z}\mathbf{H}_{F,L}$,并经 UMAP 降维获得低维空间中的故障特征 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i\}_{i=1}^M$ 和 $\mathbf{D}\mathbf{F}_{F,L} = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_{F,L}^i, \mathbf{y}_j\}_{j=1}^C$ 。

其次,计算无标签样本特征集 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i\}_{i=1}^M$ 中单个元素 $\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i$ 与标签样本特征集 $\mathbf{D}\mathbf{F}_{F,L} = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_{F,L}^j, \mathbf{y}_j\}_{j=1}^C$ 中所有特征元素的欧氏距离,以最小欧氏距离对应标签样本特征的标签作为 $\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i$ 的伪标签 $\mathbf{y}_i'$ 。重复此过程确定所有无标签样本的伪标签,得到初次赋予伪标签的故障特征集 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F' = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i, \mathbf{y}_i'\}_{i=1}^M, \mathbf{y}_i' = \{0, 1, \dots, C\}$ 。

然后,根据第 j 类故障样本特征 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F' = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_F^k\}_{k=1}^S$ 确定其相应的伪质心 $\mathbf{b}_F^j$ 。

$$\mathbf{b}_F^j = \frac{\sum_{k=1}^S \mathbf{d}\mathbf{f}_F^k}{S} \quad (18)$$

式中: S 为该类故障伪标签对应的样本数。得到每类故障对应的伪质心与相应标签集合 $\mathbf{B}_F = \{\mathbf{b}_F^j, \mathbf{y}_j\}_{j=1}^C$ 。

最后,通过再次计算无标签样本特征集 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F = \{\mathbf{d}\mathbf{f}_F^i\}_{i=1}^M$ 与集合 $\mathbf{B}_F$ 的欧氏距离二次确定伪标签,获得 $\mathbf{D}\mathbf{F}_F$ 对应样本与伪标签集合 $\mathbf{X}_F^{\text{PL}} = \{\mathbf{s}_F^i, \mathbf{y}_i''\}_{i=1}^M, \mathbf{y}_i'' = \{0, 1, \dots, C\}$, 作为最终伪标签传播结果。

2.3 基于解耦特征伪标签传播的半监督故障诊断方法

在单类故障仅一个标签的情况下,为充分利用实际工程中存在的大量正常样本和无标签的正常/故障混合

样本,提出基于解耦特征伪标签传播的半监督故障诊断方法,主要包括以下步骤:

1) 数据采集与预处理

通过加速度传感器获取设备不同健康状态下的振动信号,通过滑动窗口与快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 方式构造以下数据集:无故障正常样本 $\mathbf{S}_{\text{Nor}}$,无标签的故障/正常混合样本 $\mathbf{S}_{\text{Nor+F}}$ 、单类故障 1 个标签的标签样本 $\mathbf{S}_{F,L}$ 、测试样本 $\mathbf{S}_T$ 。

2) 基于 LSCP 异常检测模型的故障数据分离

通过正常样本 $\mathbf{S}_{\text{Nor}}$ 训练 LSCP 异常检测模型,并利用该异常检测模型筛选无标签混合样本 $\mathbf{S}_{\text{Nor+F}}$ 以获得无标签故障样本 $\mathbf{S}_F$ 。

3) 基于 DFPP 的伪标签传播

首先,将异常检测分离得到的故障样本 $\mathbf{S}_F$ 和正常样本 $\mathbf{S}_{\text{Nor}}$ 进行归一化,然后根据 2.1 节训练 ADAE 模型,通过训练好的 ADAE 模型与 UMAP 算法获取故障样本 $\mathbf{S}_F$ 和单类 1 个有标签故障样本 $\mathbf{S}_{F,L}$ 的低维故障特征。进而根据 2.2 节标定特征簇伪质心,并利用距离度量方法进行伪标签传播。

4) 训练分类器并构造集成故障诊断模型

将伪标签故障样本与标签故障样本混合,训练故障分类器,并结合步骤 2) 中的 LSCP 模型构造集成故障诊断模型。待测样本依次通过 LSCP 异常检测模型和故障分类器进行故障识别。

2.4 模型参数设置

本文所提方法中,LSCP 异常检测方法的基础模型选择通用性能较好的局部离群因子 (local outlier factor, LOF)^[22]。为提高 LSCP 对多种工况样本的故障检测性能,根据经验设置集成的 LOF 模型数量为 6,最近邻数量设置为 128。

ADAE 模型的网络结构参数设置如表 1 所示。ADAE 通过宽卷积核提高特征提取能力,编码器的潜空间分支编码模块由 3 全连接层构成,用于分离故障特征与固有特征,两个分支的潜空间特征节点均设置为 24。ADAE 模型训练选用较小学习率,其中 L_R 与其余损失的学习率分别设置为 0.000 4 与 0.000 2。模型训练的优化器使用 Adam,训练轮数、批次大小分别设置为 300、700。ADAE 中互信息估计器由 2 层全连接层组成,单次训练的训练轮数为 200。ADAE 中对抗损失对应的判别器为单层全连接层以稳定训练。

伪标签传播后,分类器保留 ADAE 编码器模型的共享部分和故障特征编码支路部分,并新增一层输出为故障类别数的全连接层与 Softmax 分类层。分类器训练时,优化器为 Adam,学习率、训练轮数、批次大小分别设置为 0.000 5、150 与 700。

表 1 ADAE 模型的结构与参数设置

Table 1 The basic structure and corresponding parameters of the applied ADAE model

结构	网络层类型	参数设置	结构	网络层类型	参数设置
编码器	Conv	16@ 24×1, s = 4	解码器	全连接层	全连接层
	BN+ReLU	-		拼接	Output = 256&256
	Conv	32@ 12×1, s = 2		全连接层	Output = 1 024
	BN+ReLU	-		全连接层	Output = 2 048
	Conv	64@ 3×1, s = 1		TransConv	64@ 3×1, s = 1
	BN+ReLU	-		BN+ReLU	-
	Conv	64@ 3×1, s = 1		TransConv	64@ 3×1, s = 1
	BN+ReLU	-		BN+ReLU	-
	Conv	32@ 3×1, s = 1		TransConv	32@ 3×1, s = 1
	BN+ReLU	-		BN+ReLU	-
	Flatten	-		TransConv	16@ 12×1, s = 2
	全连接层	Output = 1 024		BN+ReLU	-
	全连接层	Output = 256		TransConv	32@ 24×1, s = 2
	全连接层	全连接层		Tanh	-
-	-	-		Flatten	-
-	-	-		全连接层	-
判别器	全连接层+ Sigmoid	Output = 1	互信息	全连接层	Output = 10
			估计器	全连接层+ReLU	Output = 1

注: Conv 为卷积层, TransConv 为反卷积层, BN 为批量归一化, ReLU、Sigmoid、Tanh 均为激活函数, Flatten 为展平。

3 实验验证

3.1 实验验证—行星齿轮箱数据集

1) 数据描述和预处理

采用如图 2 所示的行星齿轮箱实验台获取的故障模拟数据进行方法验证。振动数据通过固定在箱体正上方的加速度传感器获取,共采集了 600、1 200、1 800 r/min 三种不同转速工况下行星齿轮 7 种不同健康状态下的运行数据,数据采样频率为 5 kHz。通过滑动窗口方式构造时域样本,窗口尺寸和步长分别设置为 1 536 和 512。在此基础上,利用 FFT 将时域数据转换后获得长度为 512 的频域样本。每种工况下的数据集被划分为用于异常检测训练的训练集 S_{Nor} 、无标签训练集 S_{Nor+F} 、标签训练集

S_{F_L} 和测试集 S_T ,特定工况下的实验数据集具体描述如表 2 所示。

表 2 行星齿轮箱数据集的划分

Table 2 Description and components of the planetary gearbox dataset

故障位置	故障类型	训练集			测试集	标签
		S_{Nor}	S_{Nor+F}	S_{F_L}	S_T	
无	健康	200	100	0	100	0
太阳齿轮	裂纹	0	100	1	100	1
太阳齿轮	缺齿	0	100	1	100	2
齿圈	裂纹	0	100	1	100	3
齿圈	缺齿	0	100	1	100	4
行星齿轮	裂纹	0	100	1	100	5
行星齿轮	缺齿	0	100	1	100	6

2) 极限标签场景下的故障诊断

本部分构造了同工况和跨工况下的故障诊断实验以验证所提方法的特征提取能力和泛化识别性能。在同工况故障诊断实验中,DFPP 算法通过某一工况的混合样本集 S_{Nor+F} 与 S_{F_L} 以及所有工况下的正常数据训练集

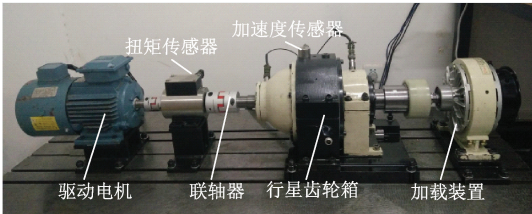


图 2 行星齿轮箱实验台的基本结构

Fig. 2 The basic structure of the planetary gearbox test rig

S_{Nor} 进行训练,进而获取伪标签样本集以训练分类器,最后使用对应工况下的测试集 S_T 进行测试。为验证所提伪标签传播方法在单类故障样本标签数为 1 的极限标签场景下的有效性,基于 K 均值聚类 (K-means clustering, K-means)^[23]与在此基础上改进的二分 K 均值 (bisecting K-means, BiK-means)^[24]以及其他 state-of-art 方法:密度峰值聚类 (density peak clustering, DPC)^[14]、约束种子 K 均值 (constrained seed K-means, CSKM)^[13]构造伪标签传播方法进行对比。为保证实验结果的公平性,对比方法整体框架与所提方法保持一致,均通过异常检测分离无标签故障样本,以解耦故障

特征并进行伪标签标记,进而训练分类器实现故障识别。采用 10 次实验的平均准确率来评估各方法的性能以减少随机误差的影响,使用标准差 (standard deviation, STD) 来评价模型的稳定性。

同工况下的诊断结果如表 3 所示,所提方法除 1 800 r/min 工况下较 CSKM 低 0.21% 外,其余工况下准确率及稳定性均明显优于其他对比方法,平均准确率为 98.29%,远高于 K-means、BiK-means、DPC 方法取得的 86.52%、69.11%、44.44%。所提方法平均准确率较 CSKM 方法高 2.06%,且在 600 r/min 与 1 200 r/min 工况下稳定性优势明显。

表 3 同工况任务各方法诊断准确率对比结果
Table 3 Comparison of diagnostic accuracy for different methods in same operating condition tasks

工况	方法 & 准确率/%				
	DFPP	CSKM	K-means	BiK-means	DPC
1 800 r/min	99.31±0.49	99.52±0.35	96.04±8.30	71.96±10.14	49.36±8.22
1 200 r/min	97.36±2.03	95.31±5.61	80.92±11.56	64.08±12.59	30.65±7.86
600 r/min	98.19±1.42	93.85±10.19	82.6±3.79	71.27±8.11	53.30±13.74
平均	98.29	96.23	86.52	69.11	44.44

图 3 为 600 r/min 下不同方法的混淆矩阵,进一步表明所提方法能够准确识别不同故障,仅少量故障样本被错误分类,而 CSKM 方法在故障 6 出现较多分类错误,其它方法出现大量故障样本的错误识别。根据齿轮箱数据集中的 3 种不同转速构造了 6 组跨工况实验:实验 1:

1 800→1 200 r/min;实验 2:1 800→600 r/min;实验 3:1 200→1 800 r/min;实验 4:1 200→600 r/min;实验 5:600→1 800 r/min;实验 6:600→1 200 r/min。其中,→前后的数字分别代表训练数据集和测试数据集的工况。跨工况诊断结果如图 4 所示,结果显示,所提方法平均准确

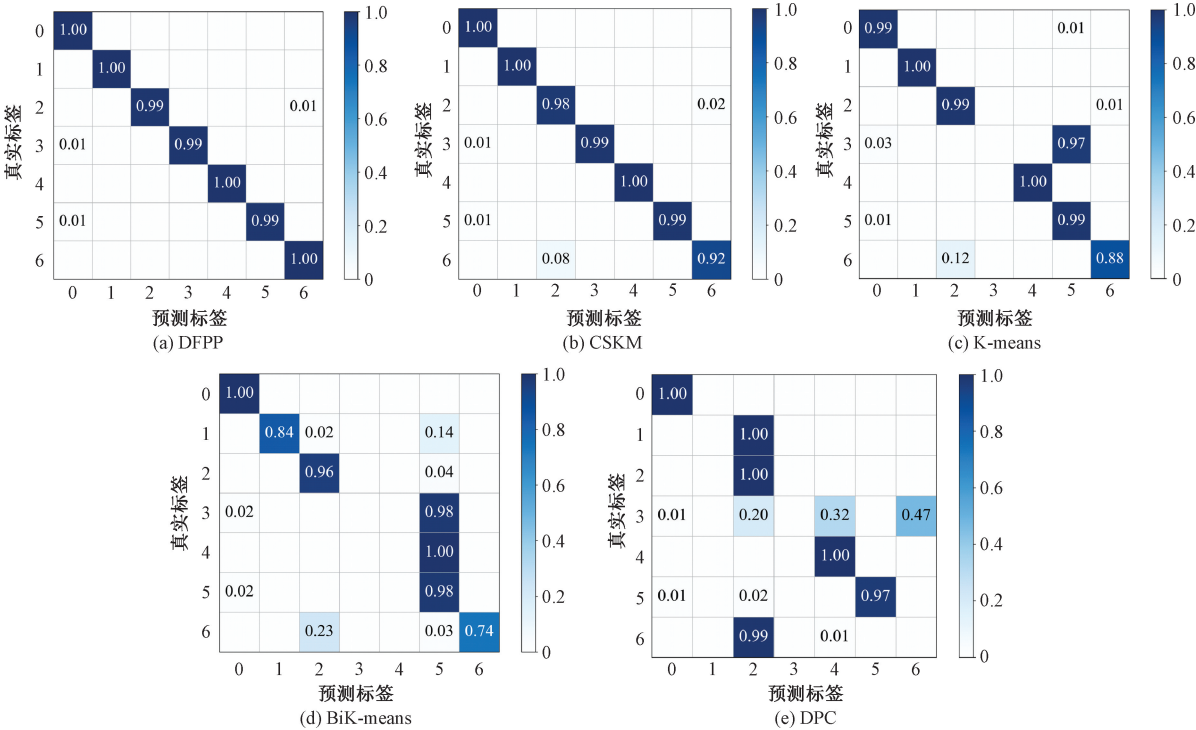


图 3 极限标签情况下不同方法预测的混淆矩阵
Fig. 3 Confusion matrixes of different methods in the extreme labeled sample experiment

率为 87.72%, 优于其他对比方法。其中, CSKM、K-means、BiK-means 与 DPC 方法准确率为 84.87%、78.68%、64.23%与 43.55%。

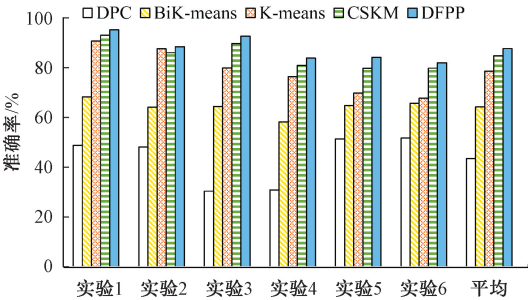


图 4 跨工况实验各方法准确率对比

Fig. 4 Comparison of accuracy for different methods in cross-operating condition experiments

上述结果表明,在单类故障样本数目仅为 1 的极限标签条件下所提方法的同工况和跨工况诊断任务的准确率与稳定性均为最优,所提方法相对对比方法拥有更强的故障特征提取能力和故障诊断泛化能力。

3) 无标签样本数量影响

为探究所提方法在不同无标签样本数量下诊断性能的表现,设计了同工况下无标签样本数量影响实验。该实验除无标签故障样本数量变化外,其训练方法、样本设置与极限标签场景下的故障诊断中同工况诊断实验保持一致。设置了 5 种递减的无标签故障样本数量,分别为单类 100、80、60、40、20 个。图 5 所示为同工况下单类无标签故障样本数量变化对诊断性能的影响,数量为 100 时平均准确率为 98.29%,数量为 80、60、40、20 时平均准确率仅分别下降了 0.83%、0.90%、1.79%与 5.49%。可见无标签样本数量的减少会造成方法诊断能力下降,但得益于所提方法伪标签传播与特征学习的有效性,单类无标签样本数量从 100 减少到 40 时,所提方法性能仅受到轻微影响;在单类无标签故障样本数量为 20 且标签样本数量为 1 的极限情况下,所提方法仍能取得 92.79% 的较高诊断准确率。

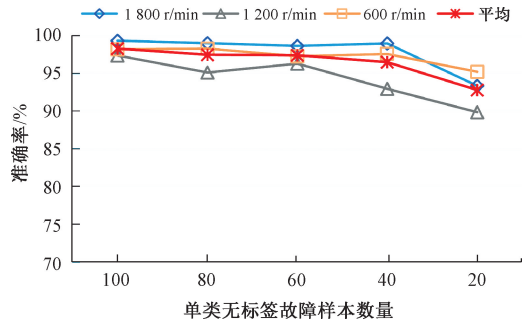


图 5 不同无标签样本数量下诊断结果

Fig. 5 Diagnostic results with different numbers of unlabeled samples

3.2 实验验证—轴承数据集

1) 实验数据描述

进一步采用从图 6 所示的轴承试验台获取的轴承故障模拟数据集进行实验验证。数据集通过固定于测试轴承上方的加速度传感器获取了 35 Hz 转速下负载为 0、1、2 kN 的 3 种不同工况的实验数据。各工况下的数据集均包括了轴承的 7 种健康状态的振动数据,采样频率为 30 kHz。通过滑动窗口方式构造时域样本,并利用 FFT 将时域数据转换后获得长度为 512 的频域样本。各工况数据集划分方式与 3.1 节中实验保持一致,具体描述如表 4 所示。

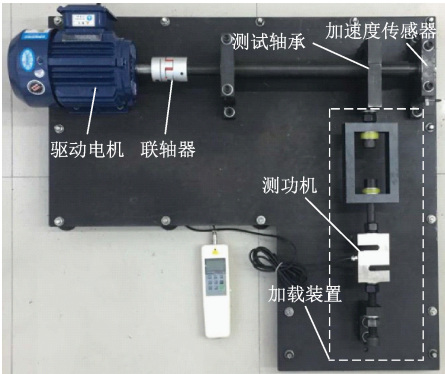


图 6 轴承试验台的基本结构

Fig. 6 Built experiment system for the rolling bearing

表 4 轴承数据集的划分

Table 4 Description and components of the rolling bearing dataset

故障位置	故障尺寸/mm	训练集			测试集	标签
		S_{Nor}	S_{Nor+F}	S_{F+L}	S_T	
健康	0	200	100	0	100	0
内圈	0.2	0	100	1	100	1
外圈	0.2	0	100	1	100	2
滚珠	0.2	0	100	1	100	3
内圈	0.6	0	100	1	100	4
外圈	0.6	0	100	1	100	5
滚珠	0.6	0	100	1	100	6

2) 极限样本标签下的故障诊断

本部分同工况和跨工况故障诊断实验中模型结构与训练方式、对比方法、评价方式均与 3.1 节中实验均保持一致。同工况下诊断结果如表 5 所示,可见所提方法在所有工况下的诊断准确率与稳定性均优于其他方法。其中,所提平均准确率为 97.87%,较对比方法中准确率最高的 CSKM 方法高 7.98%,且在各工况下稳定性也远优于 CSKM 方法。K-means、BiK-means 与 DPC 方法取得的平均准确率仅为 51.18%、55.23%、52.37%。

表 5 同工况下各方法诊断准确率

Table 5 Comparison of diagnostic accuracy for different methods in same operating condition tasks

工况/kN	方法 & 准确率/%				
	DFPP	CSKM	K-means	BiK-means	DPC
0	95.13±2.48	84.19±10.16	47.58±8.33	51.26±9.86	52.58±15.51
1	98.96±1.10	95.51±4.10	49.93±10.84	56.82±8.20	50.57±8.81
2	99.51±0.46	89.98±13.40	56.04±10.68	57.60±8.91	53.94±11.97
平均	97.87	89.89	51.18	55.23	52.37

依托轴承数据集构造了以下 6 个跨工况实验:实验 1:0→1 kN;实验 2:0→2 kN;实验 3:1→0 kN;实验 4:1→2 kN;实验 5:2→0 kN;实验 6:2→1 kN。跨工况诊断结果如图 7 所示,所有跨工况实验下所提方法均优于其他方法,平均准确率为 94.31%,较其他方法中性能最佳的 CSKM 高 8.15%。其余 K-means、BiK-means 与 DPC 方法平均准确率仅为 50.61%、51.56%、54.27%,远远低于所提方法。上述结果进一步表明所提方法在极限标签条件下的优势。

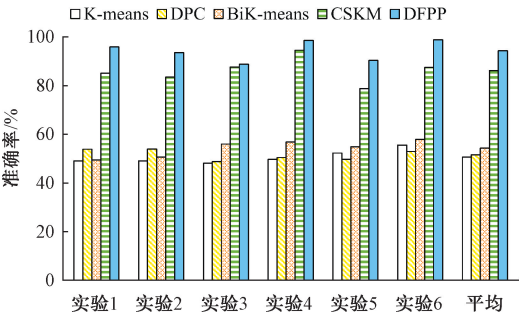


图 7 跨工况任务各方法准确率对比

Fig. 7 Comparison of accuracy for different methods in cross-operating condition experiments

3) 无标签样本数量影响

同工况下无标签样本数量影响实验设置与 3.1 节中实验保持一致,结果如图 8 所示。数量为 100 时平均准确率为 97.87%,数量下降到 80、60、40、20 时准确率分别

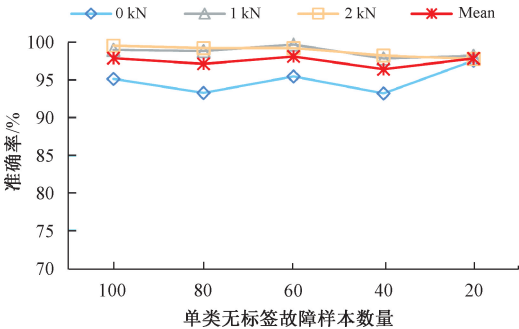


图 8 不同无标签样本数量下诊断结果

Fig. 8 Diagnostic results with different numbers of unlabeled samples

为 97.10%、98.10%、96.40% 与 97.84%,可见所提方法在无标签故障样本数量较少时仍能保持较高诊断精度。

4 结 论

为实现单类故障仅 1 个标签样本的极限场景下的高精度故障诊断,本文提出了基于解耦特征伪标签传播的半监督故障诊断方法。首先,引入 LSCP 异常检测算法从无标签样本集中分离正常样本与故障样本。然后,提出 ADAE 模型,利用分支结构与潜空间特征约束提取具有强表征能力的故障特征。在此基础上构造解耦特征伪标签传播算法,引入 UMAP 算法降维所提故障特征,并在低维空间中进行伪质心标签与伪标签传播。最后,利用大量伪标签样本训练故障类别分类器,结合 LSCP 模型实现高精度故障诊断。通过齿轮数据集与轴承数据集下的同工况与跨工况故障诊断实验,验证了所提伪标签传播故障诊断方法在单类故障样本数目仅为 1 的极限场景下实现同工况的平均准确率超 97%,跨工况情况下也高于 87%。所提方法能够适应无标签数据较少场景,在单类无标签样本数量仅为 20 个时,同工况诊断准确率达到 90% 以上。然而,所提方法在差异较大的跨工况诊断任务中诊断精度和稳定性不高,而且在跨设备诊断方面也存在一定局限,接下来需要进行重点研究。

参考文献

[1] 徐卓飞,李旭东,张婵婵,等. 基于孪生网络的小样本滚动轴承故障诊断研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 241-251.

XU ZH F, LI X D, ZHANG CH CH, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with limited samples based on siamese network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 241-251.

[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] MIAO J G, DENG C Y, ZHANG H, et al. Interactive channel attention for rotating component fault detection with strong noise and limited data[J]. Applied Soft Computing, 2023, 138: 110171.
- [4] LI W H, LAN H, CHEN J B, et al. WavCapsNet: An interpretable intelligent compound fault diagnosis method by backward tracking[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.
- [5] 雷春丽, 夏奔锋, 薛林林, 等. 小样本下自校正卷积神经网络的滚动轴承故障识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 122-130.
- LEI CH L, XIA B F, XUE L L, et al. Fault identification for rolling bearing by self-calibrated convolutional neural network under small samples conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 122-130.
- [6] YU K, LIN T R, MA H, et al. A multi-stage semi-supervised learning approach for intelligent fault diagnosis of rolling bearing using data augmentation and metric learning[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 146: 107043.
- [7] QIAN Q, QIN Y, WANG Y, et al. A new deep transfer learning network based on convolutional auto-encoder for mechanical fault diagnosis[J]. Measurement, 2021, 178: 109352.
- [8] JANG K, HONG S, KIM M, et al. Adversarial autoencoder based feature learning for fault detection in industrial processes[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 18(2): 827-834.
- [9] 齐咏生, 巩育瑞, 高胜利, 等. 基于中心损失-改进卷积自编码器的滚动轴承半监督故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(7): 301-311.
- QI Y SH, GONG Y R, GAO SH L, et al. Semi-supervised fault diagnosis of rolling bearing based on CL-ICAE[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(7): 301-311.
- [10] LI G Q, WU J, DENG C, et al. Self-supervised learning for intelligent fault diagnosis of rotating machinery with limited labeled data[J]. Applied Acoustics, 2022, 191: 108663.
- [11] LI X Z, SUN Q R, LIU Y Y, et al. Learning to self-train for semi-supervised few-shot classification[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019, 32: 10276-10286.
- [12] 吕枫, 王义, 阮胡林, 等. 深度嵌入关系空间下齿轮箱标签样本扩充及其半监督故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(2): 55-65.
- LYU F, WANG Y, RUAN H L, et al. Labeled sample augmentation based on deep embedding relation space for semi-supervised fault diagnosis of gearbox[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 55-65.
- [13] YIN S, YANG J, YANG C. A fault diagnosis method for mechanical rotating components based on automatic learning of pseudo labels[C]. 2021 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the era of Artificial Intelligence (ICSMD), IEEE, 2021: 1-6.
- [14] TAO X M, REN C, LI Q, et al. Bearing defect diagnosis based on semi-supervised kernel local fisher discriminant analysis using pseudo labels[J]. ISA Transactions, 2021, 110: 394-412.
- [15] ZHAO Y, NASRULLAH Z, HRYNIEWICKI M K, et al. LSCP: Locally selective combination in parallel outlier ensembles[C]. Proceedings of the 2019 SIAM International Conference on Data Mining, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2019: 585-593.
- [16] LIU J Q, ZOU T T. Identifying the outlier in tunnel monitoring data: An integration model[J]. Computer Communications, 2022, 188: 145-155.
- [17] MCINNES L, HEALY J, SAUL N, et al. UMAP: Uniform manifold approximation and projection[J]. Journal of Open Source Software, 2018, 3(29): 861.
- [18] 刘俊利, 缪炳荣, 张盈, 等. 一种基于改进 VMD 和 UMAP 的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械传动, 2023, 47(6): 130-138.
- LIU J L, MIAO B R, ZHANG Y, et al. A fault feature extraction method of rolling bearings based on optimized VMD and UMAP[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2023, 47(6): 130-138.
- [19] LIU H, ZHOU J Z, XU Y H, et al. Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks[J]. Neurocomputing, 2018, 315: 412-424.

[20] BELGHAZI M I, BARATIN A, RAJESHWAR S, et al. Mutual information neural estimation [C]. International Conference on Machine Learning, PMLR, 2018: 531-540.

[21] SPRUYT V. The curse of dimensionality in classification [J]. Computer Vision for Dummies, 2014, 21(3): 35-40.

[22] CHENG Z Y, ZOU C M, DONG J W. Outlier detection using isolation forest and local outlier factor [C]. Proceedings of the Conference on Research in Adaptive and Convergent Systems, 2019: 161-168.

[23] XIA P C, HUANG Y X, TAO Z Y, et al. A digital twin-enhanced semi-supervised framework for motor fault diagnosis based on phase-contrastive current dot pattern [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 235: 109256.

[24] ZHANG F Z, WANG S L. Detecting group shilling attacks in online recommender systems based on bisecting K-means clustering [J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2020, 7(5): 1189-1199.

作者简介



邓聪颖,分别在 2012 年和 2016 年于四川大学获得工学学士和博士学位,现任重庆邮电大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为机床动力学和设备故障诊断。

E-mail:dengcy@cqupt.edu.cn

Deng Congying received her B. Sc. and Ph. D. degree both

from Sichuan University in 2012 and 2016. She is currently an associate professor and a master advisor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include the machine tool dynamics and equipment fault diagnosis.



邓子豪,在 2021 年于长沙理工大学获得学士学位,现为重庆邮电大学硕士研究生,主要研究方向为设备故障诊断和健康评估。

E-mail:dzh707500@163.com

Deng Zihao received his B. Sc. from Changsha University of Science and Technology in 2021. He is currently a master student at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.



苗建国(通信作者),分别在 2014 年、2017 和 2022 年于四川大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为重庆邮电大学讲师,主要研究方向为设备故障诊断和健康评估。

E-mail:jianguomiao1992@163.com

Miao Jianguo (Corresponding author) received his B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Sichuan University in 2014, 2017 and 2022, respectively. He is currently a lecturer with the College of Automation at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include equipment fault diagnosis and health assessment.