DOI:10.11784/tdxbz202508018

基于故障语义生成和广义零样本学习的复合故障诊断模型

董靖川[1]，李佳明[1]，王太勇[1,2]，赵锡博[1]，张正日[1]，陈楷文[1]
(1. 天津大学机械工程学院，天津 300350；2. 天津仁爱学院，天津 301636)

摘　要：滚动轴承复合故障诊断是故障诊断领域的一大挑战，主要是由于复合故障具有复杂的耦合特性，且在实际工业环境中难以获取和标记复合故障数据. 现有的零样本复合故障诊断方法普遍缺乏同时识别单一故障和复合故障的能力. 针对这一问题，提出了一种基于故障语义生成和广义零样本学习的复合故障诊断(FSG-GZSL)模型，以实现不同工作条件下的滚动轴承单一故障与复合故障的识别. 该模型主要由复合故障预诊断模块、语义生成模块和复合故障诊断模块组成. 首先，构建双通道域对抗神经网络作为复合故障预诊断模块，将时频图作为模块的输入，通过设定阈值条件来实现单一故障的识别并分离出复合故障. 其次，设计了一种基于时频域统计特征的故障语义构建方法，用以提取样本的故障语义特征，并构建变分自编码器-生成式对抗网络(VAE-GAN)模型作为语义生成模块，通过学习单故障语义特征及其之间的耦合关系，生成伪复合故障语义. 最后，利用 *K*-means 聚类模型作为复合故障诊断模块，先将伪复合故障语义输入形成聚类中心，通过比较样本故障语义与聚类中心的距离来实现复合故障的分类. 本文在两个真实轴承故障数据集上进行了实验验证，分别达到了 96.02%和 97.41%的准确率，结果表明该方法在诊断效果上优于其他对比方法，且展现出较强的鲁棒性.

关键词：广义零样本学习；变分自编码器-生成式对抗网络；域对抗神经网络；复合故障诊断
中图分类号：TP18；TH133.3　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0493-2137(2026)11-1127-11

Compound Fault Diagnosis Model Based on Fault Semantics Generation and Generalized Zero-Shot Learning

Dong Jingchuan[1]，Li Jiaming[1]，Wang Taiyong[1,2]，Zhao Xibo[1]，Zhang Zhengri[1]，Chen Kaiwen[1]
(1. School of Mechanical Engineering，Tianjin University，Tianjin 300350，China；
2. Tianjin Renai College，Tianjin 301636，China)

Abstract：Diagnosing compound faults of rolling bearings remains a major challenge in fault diagnosis. This is mainly due to the complex coupling characteristics of compound faults and the difficulty in collecting and labeling compound fault data under real industrial conditions. Existing zero-shot compound fault diagnosis methods generally lack the ability to identify single and compound fault categories. To address this issue，a compound fault diagnosis model based on fault semantics generation and generalized zero-shot learning(FSG-GZSL) was proposed. This model aimed to recognize single and compound rolling bearing faults under various working conditions. The proposed model consisted of three modules：a pre-diagnosis module，a semantics generation module，and a compound fault diagnosis module. First，a dual-channel domain-adversarial neural network was developed as the pre-diagnosis module. It takes time-frequency images as input and identifies single faults by applying a threshold while separating compound faults. Next，a fault semantics construction method based on time-frequency statistical features was designed to extract semantic features from samples. A variational autoencoder-generative adversarial network(VAE-GAN) model was built as the semantics generation module，which would learn the semantic features of single faults and their cou-

收稿日期：2025-08-26；**修回日期**：2025-10-21.
作者简介：董靖川(1983—　　)，男，博士，高级工程师.
通信作者：董靖川，jcdong@tju.edu.cn.
基金项目：国家重点研发计划资助项目(2022YFB3303601)；天津市科学技术局资助项目(23YDPYGX00210).
Supported by the National Key Research and Development Program of China(No. 2022YFB3303601)，the Tianjin Municipal Science and Technology Bureau(No. 23YDPYGX00210).

pling relationships to generate pseudo compound fault semantics. Finally, a *K*-means clustering model was employed as the diagnosis module. Pseudo compound fault semantics were used to form cluster centers, and compound faults were classified by comparing distances between the sample semantics and cluster centers. Experiments were conducted on two real-world bearing fault datasets and achieved accuracies of 96.02% and 97.41%, respectively. These results demonstrate that the proposed method outperforms other competing approaches in diagnostic accuracy and exhibits strong robustness.

Keywords: generalized zero-shot learning; variational autoencoder-generative adversarial network; domain adversarial neural network; compound fault diagnosis

滚动轴承作为旋转机械的关键部件,在工业制造、航空航天以及医疗器械等领域中发挥着不可替代的作用[1]. 然而,滚动轴承的工作条件通常十分恶劣,经过长时间运行后常常出现点蚀、磨损和腐蚀等故障. 一旦故障轴承未能得到及时检测和处理,就可能导致设备严重损坏,进而带来巨大的经济损失,甚至会造成人员伤亡[2]. 因此,滚动轴承故障诊断对于保证设备的稳定运行至关重要.

随着人工智能技术的快速发展,大量的基于深度学习[3-5]、迁移学习[6-9]和元学习[10]的智能故障诊断方法被提出并应用于滚动轴承故障诊断,相较于传统信号处理的故障诊断方法,这些智能诊断方法提供了一种端到端的诊断方法,并且不依赖于专家知识,更能够满足现代设备健康监测的实时性和准确性要求[11].

尽管这些智能故障诊断方法取得了一定进展,然而大多研究仅针对于滚动轴承的单一故障,关于复合故障诊断方面的研究较少[12]. 不同故障特征之间存在复杂的耦合关系,使得复合故障特征的提取和分析更加困难[13]. 此外,在实际应用中,复合故障数据通常难以收集,有时甚至无法获取. 因此,零样本学习逐渐成为复合故障诊断的重要研究方向. Xu 等[14]提出了一种基于零样本学习的复合故障诊断方法,首先设计了一种编码方法提取单故障语义,并通过线性叠加生成伪复合故障语义,其次构建语义嵌入模块将故障语义映射到特征空间中,然后利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)提取时频图特征,最后通过计算真实复合和虚假复合故障特征之间的欧氏距离判断复合故障类型. Cen 等[15]提出了一种生成式零样本学习模型,首先利用语义生成模块和判别器生成虚假复合故障语义,其次利用 CNN 从时频图中提取故障特征,最后利用故障语义匹配模块将特征映射到语义空间,通过计算真实复合故障语义和伪复合故障语义的相似度来判断类别. Xu 等[16]提出了一种基于语义对齐的零样本复合故障诊断方法,该方法结合通道空间注意力机制进行特征提取,并设计了一种特征对齐的故障语义构建方法,同时利用带梯度惩罚的 Wasserstein 生成对抗网络模型生成伪复合故障特征.

尽管上述方法充分利用了单故障样本信息识别未见的复合故障类型,但这些方法仅考虑了复合故障出现的情况,忽略了单一故障和复合故障同时存在的可能性. 此外,在构建复合故障语义时,通常将单一故障语义进行线性叠加来构成伪复合故障语义,没有考虑各单故障的严重程度差异. 为此,本文提出了一种基于故障语义生成和广义零样本学习(fault semantics generation and generalized zero-shot learning, FSG-GZSL)的复合故障诊断模型. 为突出所提方法的独特贡献,本文对比分析了现有语义构建型零样本诊断方法与本文方法的差异.

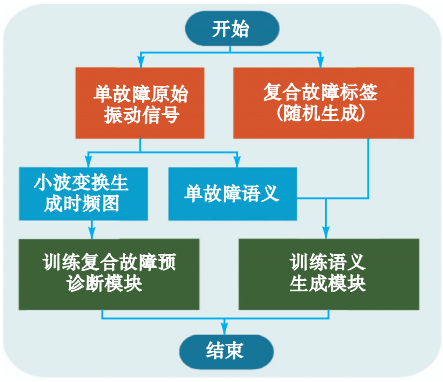
(1) 针对单故障与复合故障共存问题. 传统语义构建型零样本方法通常仅考虑了复合故障出现的情况,难以处理实际工况中单故障与复合故障共存或相互干扰的情况. 这种假设使得模型在面对复杂混合状态时容易出现语义混叠. 本文引入复合故障预诊断模块,通过构建基于双通道域对抗网络的分类器,充分学习单故障信号的域不变特征,实现跨域条件下对单故障样本的准确识别,并有效分离复合故障样本. 该模块的引入使模型能够准确区分单故障与复合故障样本,从而显著降低两类样本在语义空间中的耦合干扰,确保故障诊断的准确性与稳定性.

(2) 针对未考虑故障严重程度差异的问题. 现有方法在生成复合故障语义时,普遍采用多个单故障语义的线性叠加,忽略了单故障间严重程度的差异性,导致生成语义与真实语义不符. 本文提出将变分自编码器-生成式对抗网络(variational autoencoder–generative adversarial network, VAE-GAN)与软标签相结合的语义生成模块有效解决了这一问题. 通过将单故障严重程度映射为软标签权重,结合 VAE-GAN 模型对单故障语义特征进行提取与重构,模型能够以非线性加权方式生成复合故障语义,增强了模型在不同严重程度下的语义表达能力.

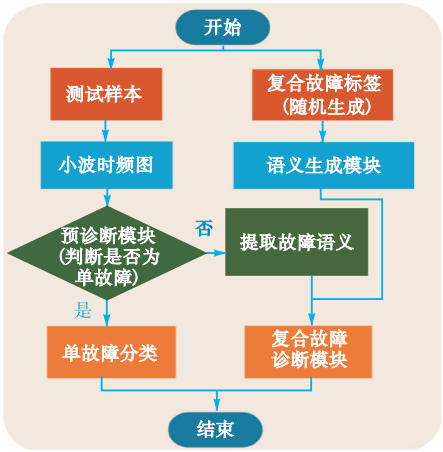
1　FSG-GZSL 模型框架

1.1　模型框架结构

本文所提模型由复合故障预诊断模块、语义生成模块和复合故障诊断模块组成，整体训练和测试流程如图 1 所示.



（a）训练阶段



（b）测试阶段

图 1　FSG-GZSL 模型流程

Fig.1　Flow chart of the FSG-GZSL model

在模型的训练阶段，首先对原始单故障振动信号进行连续小波变换（continuous wavelet transform，CWT），将其转换为二维时频图，并利用这些时频图对预诊断模块进行训练. 随后，提取原始单故障振动信号的时频域特征进行归一化处理，将其作为单故障语义，并结合随机生成的复合故障标签，对语义生成模块进行训练.

在模型的测试阶段，首先将随机生成的复合故障标签输入到语义生成模块，得到虚假的复合故障语义. 随后将测试样本转换为二维时频图并输入预诊断模块，根据设定的阈值条件判断样本是否属于单故障. 如果判定为单故障样本，则直接进行单故障分类；否则，提取测试样本的故障语义，并将其连同虚假复合故障语义共同输入复合故障诊断模块，以完成复合故障的分类.

1.2　复合故障预诊断模块

复合故障预诊模块结构如图 2 所示，主要由预处理、特征提取 G_1 和 G_2 、判别器 D_1 以及分类器 C_1 构成. 其训练过程分为 2 个阶段，在第 1 阶段，首先利用 CWT 将从源域和目标域中采集到的原始振动信号转换为二维时频图，其中采用复数高斯小波作为小波基. 然后，通过最大化 G_1 和 G_2 之间的差异，使得 2 个特征提取模块分别针对源域和目标域数据进行特征提取. 在第 2 阶段中，引入梯度反转层以实现 G_1 、G_2 和判别器之间的对抗训练. 通过该对抗过程，使 G_1 和 G_2 分别从两个不同方向逐步逼近 50% 的置信度，从而提取源域和目标域样本中的域不变特征.

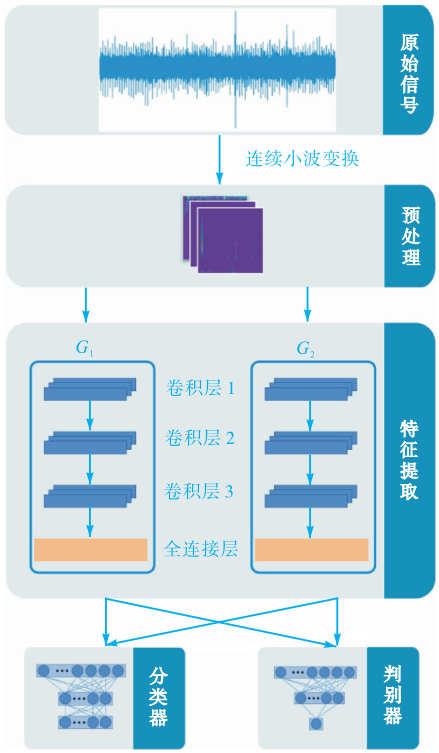


图 2　预诊断模块

Fig.2　Pre-diagnosis module

在测试阶段，首先根据 G_1 和 G_2 的置信度进行特征融合，以使融合后的特征更加接近 50% 置信度，随后将融合后的特征输入到分类器中，得到单故障类别的概率分布. 最后将得到的概率分布与设定好的阈值进行比较来判断输入的测试样本是否为单故障样本. 如果判定为单故障样本，则输出预测的单故障类别；否则，该样本将被输入到复合故障诊断模块进行进一步分类. 特征融合公式为

$$\begin{cases} F=\dfrac{c_1}{c_1+c_2}G_1(x)+\dfrac{c_2}{c_1+c_2}G_2(x) \\ c_1=D_1\left(G_1(x)\right)-0.5 \\ c_2=0.5-D_1\left(G_2(x)\right) \end{cases} \tag{1}$$

式中：x 为输入的测试样本；F 为 G_1 和 G_2 的融合特征；G_1 和 G_2 为 2 个特征提取模块；D_1 为域判别器.

在该模块中主要包含了特征提取模块 G_1 和 G_2，分类器 C_1 和域判别器 D_1，其结构参数如表 1 所示，其中，卷积层参数 16-3-1-1 表示卷积核数量为 16、卷积核尺寸为 3、步长为 1、填充为 1；最大池化层 2-2 表示卷积核大小为 2、步长为 2；线性层参数 16384-1024 表示输入维度为 16384、输出维度为 1 024.

表 1 预诊断模块参数

Tab.1 Parameters of the pre-diagnosis module

模块名称	组成部分	参数
特征提取 G_1、G_2	卷积层	16-3-1-1
	批归一化层	16
	激活函数层	LeakyReLU
	最大池化层	2-2
	卷积层	32-3-1-1
	批归一化层	32
	激活函数层	LeakyReLU
	最大池化层	2-2
	卷积层	64-3-1-1
	批归一化层	64
	激活函数层	LeakyReLU
	最大池化层	2-2
分类器 C_1	线性层	16384-1024
	线性层	1024-3
	激活函数层	SoftMax
判别器 D_1	线性层	16384-1024
	线性层	1024-1
	激活函数层	Sigmoid

预诊断模块的训练过程包含 2 个阶段，第 1 阶段的训练主要包括了两种损失函数，通过最小化分类损失函数 $\mathcal{L}_{c1}$ 和判别损失函数 $\mathcal{L}_{d1}$，使得 G_1 和 G_2 能够在保证分类精度的情况下最大化 G_1 和 G_2 之间的差异，分类损失函数 $\mathcal{L}_{c1}$ 和判别损失函数 $\mathcal{L}_{d1}$ 的定义为

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{c1}=\mathrm{CE}\left(C_1\left(G_1(x_\mathrm{s})\right),y\right)+\mathrm{CE}\left(C_1\left(G_2(x_\mathrm{s})\right),y\right) \\ \mathcal{L}_{d1}=D_1\left(G_1(x_\mathrm{t})\right)-D_1\left(G_1(x_\mathrm{s})\right)+D_1\left(G_2(x_\mathrm{s})\right)- \\ \qquad D_1\left(G_2(x_\mathrm{t})\right) \\ \mathcal{L}_1=\mathcal{L}_{c1}+\mathcal{L}_{d1} \end{cases} \tag{2}$$

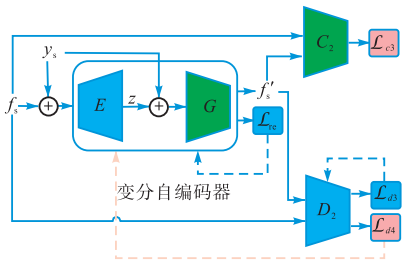
式中：CE 为交叉熵损失函数；x_s、x_t 分别为源域数据、目标域数据；y 为故障标签.

在第 2 阶段中主要包含了两种损失函数，通过最小化分类损失函数 $\mathcal{L}_{c2}$ 和判别损失函数 $\mathcal{L}_{d2}$，使得 G_1 和 G_2 能够很好地提取到样本的域不变特征，分类损失函数 $\mathcal{L}_{c2}$ 和判别损失函数 $\mathcal{L}_{d2}$ 的定义为

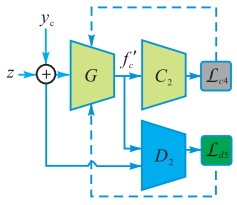
$$\begin{cases} \mathcal{L}_{c2}=\mathrm{CE}\left(C_1\left(G_1(x_\mathrm{s})\right),y\right)+\mathrm{CE}\left(C_1\left(G_2(x_\mathrm{s})\right),y\right) \\ \mathcal{L}_{d2}=E\left[\lg\left(D_1\left(G_1(x_\mathrm{s})\right)\right)+\lg\left(1-D_1\left(G_1(x_\mathrm{t})\right)\right)\right]+ \\ \qquad E\left[\lg\left(D_1\left(G_2(x_\mathrm{s})\right)\right)+\lg\left(1-D_1\left(G_2(x_\mathrm{t})\right)\right)\right] \\ \mathcal{L}_2=\mathcal{L}_{c2}+\mathcal{L}_{d2} \end{cases} \tag{3}$$

1.3 语义生成模块

该模块对 VAE-GAN 模型进行了改进，融合了标签信息，并引入 Wasserstein 距离作为优化目标，以增强生成样本与真实语义之间的一致性. 该模块主要通过学习单一故障语义特征及其耦合关系来生成高质量虚假复合故障语义. 其训练过程分为 2 个阶段，如图 3 所示. 在第 1 阶段，首先从单一故障振动信号中提取 15 个时域特征和 12 个频域特征，由于时频域特征数值相差过大，因此对其进行归一化处理，将归一化结果作为单故障语义，并与对应的单故障标签一同输入到变分编码器中，重构出虚假单一故障语义，然后将真实和虚假单故障语义输入到分类器 C_2 和判别器 D_2 中，使得模型能够学习到单故障信号的特征并能够生成与真实单故障语义相似的虚假样本. 在第 2 阶段，首先将上一阶段训练得到的分类器 C_2 和判别器 D_2 中的参数固定，然后随机生成一些复合故障标签，将其连同随机噪声一起输入到生成器 G 中，并根据分类器 C_2 和判别器 D_2 的输出结果对生成器 G 的参数进行更新，使得生成器 G 学习单故障之间的耦合关系，使其能够生成和真实复合故障语义相似的复合故障语义.



(a) 第 1 阶段



(b) 第 2 阶段

图 3 语义生成模块训练流程

Fig.3 Flow chart of semantics generation module training

其中，复合故障标签采用软标签形式，各单故障

所分配的权重由其对应单故障信号的有效值确定. 由于信号的有效值能够反映故障引起的振动能量大小，可用于表征故障的严重程度. 其计算公式为

$$\omega_i = \frac{R_i}{\sum_{j=1}^{N} R_j} \tag{4}$$

式中：ω_i 表示第 i 个单故障的权重；R_i 表示该单故障的有效值；N 为单故障类别数.

该模块主要分为 4 个部分：编码器 E；生成器 G；分类器 C_2；判别器 D_2. 这 4 个部分的网络结构参数如表 2 所示. 其中，反卷积层参数 16-3-1-1 表示卷积核数量为 16，卷积核尺寸为 3，步长为 1，填充为 1；线性层参数 640-64 表示输入维度为 640，输出维度为 64.

表 2　语义生成模块参数

Tab.2　Parameters of the semantics generation module

模块名称	组成部分	参数
生成器 G	反卷积层	16-3-1-1
	批归一化层	16
	激活函数层	LeakyReLU
	反卷积层	32-3-1-0
	批归一化层	32
	激活函数层	LeakyReLU
	反卷积层	64-3-1-0
	批归一化层	64
	激活函数层	LeakyReLU
	反卷积层	1-3-1-0
	激活函数层	Sigmoid
编码器 E	线性层	30-64
	激活函数层	ReLU
	线性层	64-27
判别器 D_2	卷积层	16-3-1-1
	批归一化层	16
	激活函数层	LeakyReLU
	卷积层	32-3-1-1
	批归一化层	32
	卷积层	64-3-1-1
	批归一化层	64
	激活函数层	LeakyReLU
	线性层	640-64
	线性层	64-1
	激活函数层	Sigmoid
分类器 C_2	线性层	30-128
	激活函数层	ReLU
	线性层	128-3
	激活函数层	Sigmoid

语义生成模块的训练分为 2 个阶段，第 1 阶段的训练为了让模型能够学习到单一故障的特征，能够生成高质量的虚假单一故障语义，第 2 阶段的训练为了让模型能够利用噪声和复合故障标签生成高质量的虚假复合故障语义.

第 1 阶段的训练过程中包含了 4 种损失函数：重构损失 $\mathcal{L}_{\text{re}}$；分类损失 $\mathcal{L}_{c3}$；针对判别器的判别损失 $\mathcal{L}_{d3}$；针对 VAE 的判别损失 $\mathcal{L}_{d4}$. 各损失函数定义为

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{\text{re}} = e_{\text{MSE}}\left(f_{\text{s}}, f_{\text{s}}'\right) + \text{KL}\left(N\left(\mu, \delta^2\right), N(0,1)\right) \\ \mathcal{L}_{c3} = \text{CE}\left(C_2\left(f_{\text{s}}\right), y_{\text{s}}\right) + \text{CE}\left(C_2\left(f_{\text{s}}'\right), y_{\text{s}}\right) \\ \mathcal{L}_{d3} = E\left[D_2\left(f_{\text{s}}'\right)\right] - E\left[D_2\left(f_{\text{s}}\right)\right] \\ \mathcal{L}_{d4} = -E\left[D_2\left(f_{\text{s}}'\right)\right] \\ \mathcal{L}_3 = \mathcal{L}_{\text{re}} + \mathcal{L}_{c3} + \mathcal{L}_{d3} + \mathcal{L}_{d4} \end{cases} \tag{5}$$

式中：e_{MSE} 为均方差损失函数；f_{s} 为真实单故障语义；f_{s}' 为生成的虚假单故障语义；KL 为 Kullback-Leibler 散度损失函数；$N(\mu,\delta^2)$ 为 VAE 中隐向量的概率分布；y_{s} 为故障标签.

第 2 阶段训练过程中主要包含了两种损失函数，分类损失 $\mathcal{L}_{c4}$ 和判别损失 $\mathcal{L}_{d5}$. 通过最小化分类损失 $\mathcal{L}_{c4}$，使得生成器能够生成出指定类别的虚假复合故障语义；通过最小化判别损失 $\mathcal{L}_{d5}$，使得生成器能够生成出逼真的虚假复合故障语义. 各损失函数定义为

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{c4} = \text{CE}\left(C_2\left(f_{\text{c}}'\right), y_c\right) \\ \mathcal{L}_{d5} = -E\left[D_2\left(f_{\text{c}}'\right)\right] \\ \mathcal{L}_4 = \mathcal{L}_{c4} + \mathcal{L}_{d5} \end{cases} \tag{6}$$

式中：f_{c}' 为生成的虚假复合故障语义；y_{c} 为随机生成的复合故障标签.

1.4　复合故障诊断模块

在该模块中，首先然后利用 K-Means 聚类算法对虚假复合故障语义进行聚类，获取各复合故障类别的聚类中心. 其次提取测试样本的故障语义，并计算与聚类中心的距离，以判断测试样本的故障类型.

2　实验验证

2.1　数据集说明

为了验证模型的有效性，采用了两组滚动轴承故障数据，分别是 HUST 滚动轴承故障数据集[17]和笔者搭建的实验台上采集的滚动轴承故障数据集（以下以 TJU 滚动轴承故障数据集指代）.

HUST 数据集包含了 6 种故障状态：滚动体故障（B）、内圈故障（I）、外圈故障（O）、滚动体与内圈的复合故障（BI）、滚动体和外圈的复合故障（BO）、内圈和外圈的复合故障（IO）. 此外，该数据集提供了在 0 W、200 W 和 400 W 3 种不同负载条件下的振动信号数据，采样频率为 51.2 kHz，采样时间为 5 s.

TJU 滚动轴承故障数据集是在如图 4 所示的滚

动轴承故障实验台上采集的. 该实验台主要由 3 个部分组成:电气部分(负责控制电机的转速和转向)、机械部分(通过更换不同的故障轴承来模拟各种轴承故障状态)和 PC 端(负责监控电机转速并存储振动数据). 该数据集包括 6 种故障状态:滚动体故障、内圈故障、外圈故障、滚动体与内圈的复合故障、滚动体和外圈的复合故障、内圈和外圈的复合故障,如图 5 所示. 其中所有故障轴承均为 6003zz 型号. 此外,该数据集提供了在 600 r/min、800 r/min 和 1 000 r/min 3 种不同转速下的振动信号数据. 轴承及传感器安装位置如图 4 所示,IEPE 传感器通过 M5 螺纹连接,固定在与故障轴承接触的轴承座上,采样频率为 50.0 kHz,采样时间为 10 s.

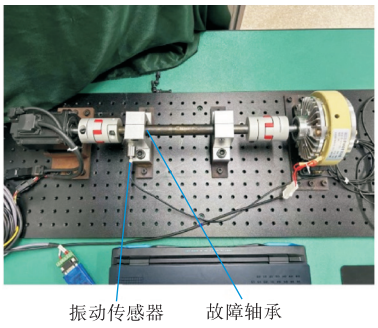
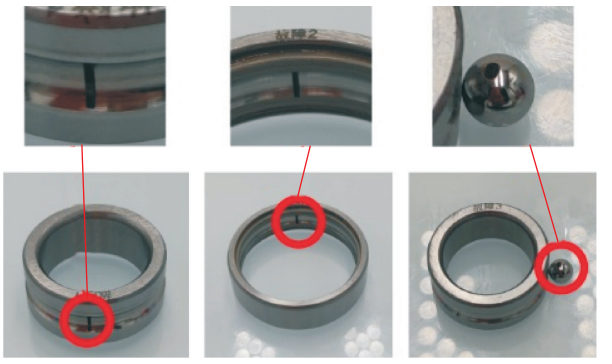


图 4　滚动轴承故障实验台

Fig.4　Rolling bearing fault test bench



(a) 内圈故障　(b) 外圈故障　(c) 滚动体故障

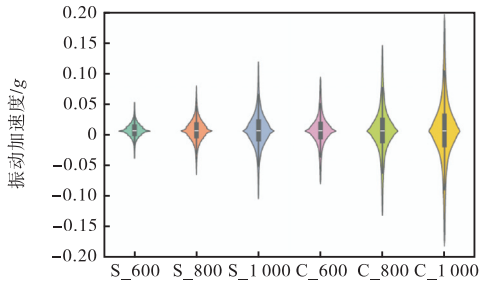


(d) 外圈+内圈　(e) 外圈+滚动体　(f) 内圈+滚动体

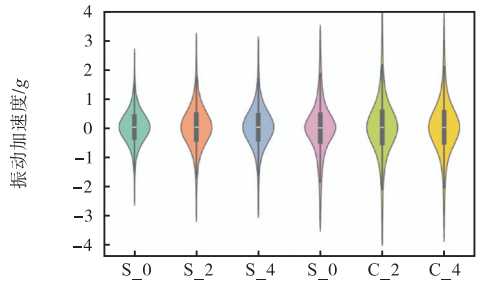
图 5　故障轴承

Fig.5　Faulty bearings

图 6 展示了 2 个数据集中不同工作条件下的数据分布情况,其中:S 代表单故障;C 代表复合故障;600、800、1 000 代表转速大小;0、2、4 代表负载大小. 在剔除个别异常样本之后,TJU 滚动轴承故障数据集无论是单故障数据还是复合故障数据,其在不同转速条件下的样本分布均存在显著差异. 而相比之下,HUST 滚动轴承故障数据集中不同负载条件下的样本分布差异较小.



(a) TJU



(b) HUST

图 6　故障数据集数据分布

Fig.6　Data distribution of fault datasets

2.2　实验设置

本实验采用第 2.1 节中所述的 TJU 滚动轴承故障数据集和 HUST 滚动轴承故障数据集,并设计了 12 组零样本跨域复合故障诊断任务(如表 3 所示). 从表 3 可见,源域和目标域数据分别来自不同工作条件下的故障数据,训练集仅包含单一故障数据,包括滚动体故障(B)、内圈故障(I)和外圈故障(O)3 种故

表 3　实验设置

Tab.3　Experimental setup

任务	源域	目标域
T1	600 r/min	800 r/min
T2	600 r/min	1 000 r/min
T3	800 r/min	600 r/min
T4	800 r/min	1 000 r/min
T5	1 000 r/min	600 r/min
T6	1 000 r/min	800 r/min
H1	0 W	200 W
H2	0 W	400 W
H3	200 W	0 W
H4	200 W	400 W
H5	400 W	0 W
H6	400 W	200 W

障状态，每种故障状态包含 200 个样本，每个样本由 5 000 个数据点组成. 而测试集不仅包含单一故障数据，还包括 3 种复合故障数据，即滚动体与内圈的复合故障（BI）、滚动体和外圈的复合故障（BO）和内圈和外圈的复合故障（IO），每种故障状态包含 100 个样本，每个样本同样由 5 000 个数据点构成.

2.3　对比方法和消融实验

为了验证所提方法的有效性和优越性，本研究选取了 4 种不同的跨域零样本复合故障诊断方法进行对比，并设计了一组消融实验. 前 4 种方法均按照其原始论文中提供的模型参数进行配置，对于未明确给出的参数，通过多次实验比较进行合理选取. 以下便是对 4 种对比方法以及消融实验的简要介绍.

（1）DACN：该方法结合域对抗神经网络（domain-adversarial neural network，DANN）和胶囊网络，实现跨域零样本复合故障诊断. DANN 用于特征提取，以减小源域和目标域之间的数据分布差异，并将胶囊网络作为分类器，将复合故障特征解耦为多个单一故障特征. 实验结果表明，该方法在齿轮箱和轴承复合故障诊断任务中表现良好[18].

（2）VMD_CNN：该方法利用变分模态分解将原始振动信号分解为多个本征模态函数（intrinsic mode functions，IMFs），选取部分 IMFs 转换为时频图，并输入到 CNN 进行分类. 最后，通过设定阈值条件来判断复合故障类型. 实验结果表明，该模型在复合故障诊断任务中具有较高的精度[19].

（3）LDS_IFD：该模型基于局部终连接受限玻耳兹曼机提取原始振动信号的局部特征，并采用高斯伯努利受限玻尔兹曼机作为预诊断模块，以实现单故障和复合故障的分离，同时可以完成单故障的分类. 在复合故障诊断模块中，构建了标签描述空间，并通过线性自监督编码器实现特征空间和语义空间的相互映射. 最终，根据特征空间或标签描述空间中的相似性评价来确定复合故障类型. 实验结果显示，该模型在符合故障诊断任务中具有较高的准确性[20].

（4）AWSAE：该模型首先对原始振动信号进行小波变换，将其转变为二维时频图，并利用 CNN 作为预诊断模块，通过设定的阈值条件来判断样本是否为单故障样本. 随后，采用局部连接受限玻耳兹曼机提取单故障振动信号的局部特征来构建单故障语义，并通过语义编码器进行特征空间与语义空间的映射. 同时，利用 CNN 提取到的单故障特征输入到自适应权重获取模块中得到伪复合故障特征，并通过语义编码器映射成伪复合故障语义. 最后，依据真实复合故障语义与伪复合故障语义之间的欧氏距离判断复合故障类型[21].

（5）AS（消融实验）：为了验证模型各部分的有效性，设计了消融实验. 相比于提出的方法，该方法在语义生成模块训练时仅使用单故障语义进行训练，即仅保留第 1 阶段的训练过程. 通过与完整模型的分类结果对比，评估第 2 阶段的必要性.

2.4　实验结果及分析

在跨域零样本复合故障诊断实验结果（图 7）中，4 种对比算法的准确率均较低且波动较为显著，而所提方法的准确率较高且波动较小，这表明对比算法在诊断能力和泛化性能方面均明显逊色于所提方法. 结合数据集的数据分布差异图可以看出，TJU 滚动轴承数据集相较于 HUST 滚动轴承数据集的数据分布差异更为显著. 实验结果进一步验证了这一点，4 种对比算法在 TJU 滚动轴承数据集上的诊断准确率更低，而所提方法在两个数据集上均表现了较高的准确率，这说明提出算法能够有效应对不同的复杂工况.

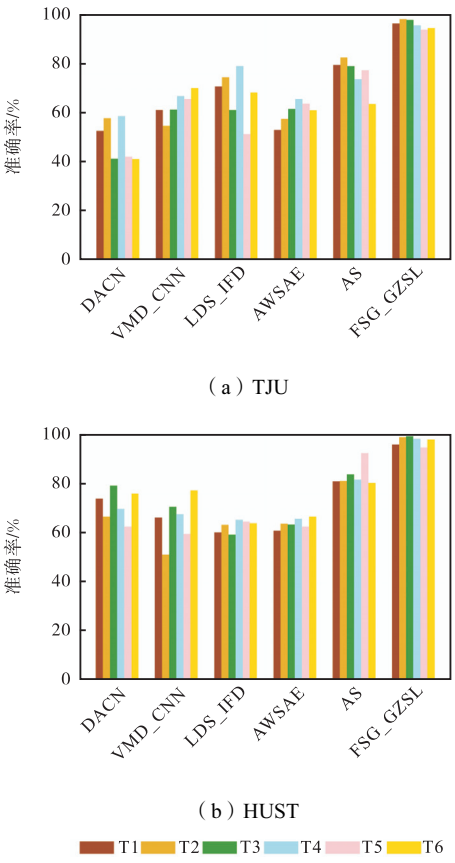


图 7　实验结果

Fig.7　Experimental results

此外，通过消融实验可以看出，相较于完整模型，消融模型在各个任务中的准确率均有下降，并且影响了模型的泛化能力，导致准确率的显著波动，这验证了语义生成模块训练过程中第 2 阶段的必要性，

利用随机生成的复合故障标签进行训练，有助于构建更为稳定且与真实语义高度相似的复合故障语义，从而提升模型的诊断能力和鲁棒性.

为了进一步评估所提方法的性能，对跨域零样本复合故障诊断实验中的任务 H6 进行了深度分析. 任务 H6 的混淆矩阵如图 8 所示，大多数算法在单一故障的分类以及单故障与复合故障的分离方面表现较好，然而复合故障样本的分类能力存在明显不足，大多仅能在 3 种复合故障中的某一种上取得较好的诊断效果，而在另外两种复合故障类型上的识别能力较弱. 此外，个别算法具备不错的复合故障诊断能力，但单一故障和复合故障分离的能力不足. 相比之下，目标算法能够充分利用预诊断模块实现单一故障分类的同时分离复合故障样本，并在复合故障诊断任务上表现出更高的准确性.

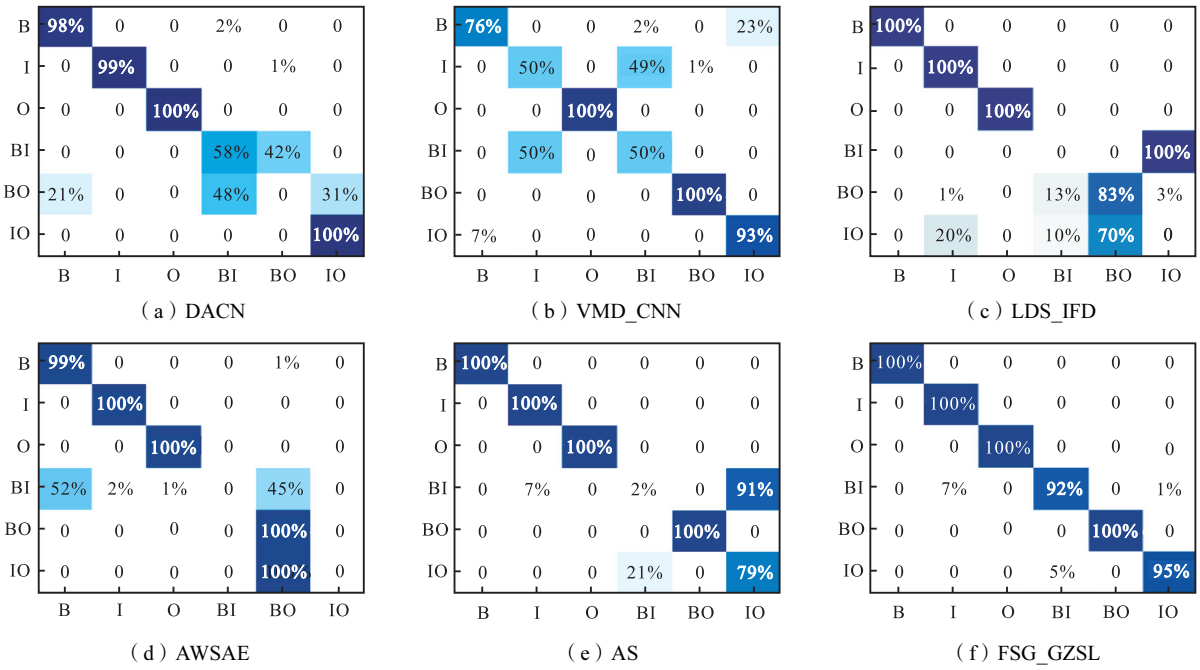


图 8　任务 H6 的混淆矩阵

Fig.8　Confusion matrix of task H6

任务 H6 的 t-SNE 图如图 9 所示，从图中可以看出，VMD_CNN 和 AWSAE 两种算法能够较好地提取不同故障类型的故障特征，并实现一定程度的分离，然而面对零样本复合故障诊断任务，需要能够利

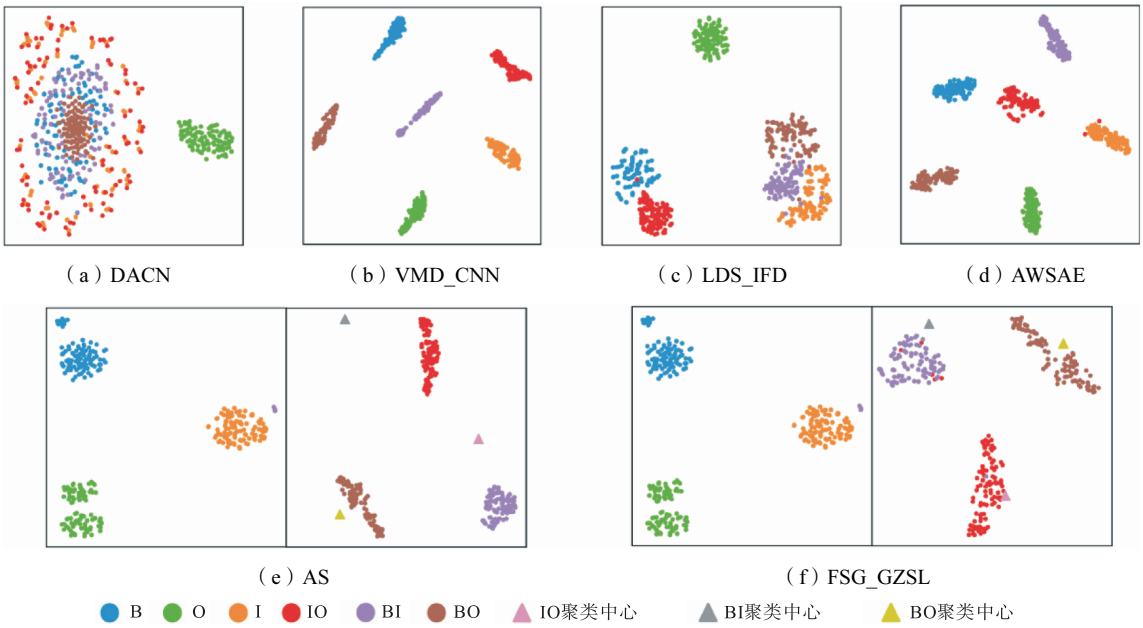


图 9　任务 H6 的 t-SNE 图

Fig.9　t-SNE graphs for task H6

用单故障样本以及设定好的条件来对复合故障样本进行分类，显然这两种算法没能很好地做到这一点. 而 DACN 和 LDS_IFD2 种算法在故障特征提取上存在不足，导致部分故障类型无法良好分离，从而影响了整体诊断性能.

2.5　阈值条件的设定以及参数敏感性实验

预诊断模块中的阈值条件对于模型的整体性能具有重要影响，其合理性直接决定了单故障和复合故障之间的划分效果，从而影响后续复合故障诊断效果. 因此，在本节中介绍了阈值条件的设定以及针对阈值参数 λ 的参数敏感性实验.

在单故障分类任务中，单故障样本通常会被模型明确的预测为某一类别，其输出概率最大值明显高于次大值. 然而，复合故障样本同时包含了多个单故障特征，模型预测时不会明显地偏向于某一类别. 由此，本文引入了概率次大值的考虑，设计了一种阈值条件以分离单故障样本和复合故障样本. 具体而言，计算分类器 C_1 输出概率中的最大值与次大值之差记为 p，该插值可用于表征样本分类结果的不确定性. 通过对训练样本的统计，可得到置信度差异的最大值 $p_{\max}$ 和最小值 $p_{\min}$，据此定义阈值，即

$$\phi = p_{\min} - \lambda(p_{\max} - p_{\min}) \tag{7}$$

式中 λ 为阈值参数，用于控制阈值的灵敏度. 当测试样本对应的 p 小于阈值 ϕ 时，判定其为复合故障样本；反之，则判定为单故障样本.

鉴于阈值参数 λ 对于模型诊断性能具有重要影响，同时通过调整阈值参数 λ 可进一步分析预诊断模块与复合故障诊断模块之间的耦合效应，观察阈值参数设置不当时预诊断模块对复合故障诊断模块性能的影响. 由此，本节针对任务 H6 设计了参数敏感性实验，实验结果如图 10 所示. 从实验结果中可以看出，当阈值参数 λ 处于合理范围内时，预诊断模块能够有效区分单故障样本与复合故障样本，并在单故障识别方面保持较高的分类精度. 相反，当阈值参数 λ 设置不当时，尽管会导致部分样本在单故障与复合故障之间的划分出现偏差，但预诊断模块仍能准确识别单故障的具体类型，同时复合故障诊断模块也能够较为准确地识别复合故障的类别. 综上所述，当阈值参数 λ 处于合理范围内时，模型对参数变化的敏感度较低，稳定性较好. 当阈值参数设置不当时，即使在预诊断阶段出现部分误判，模型仍能保持较高的复合故障识别精度.

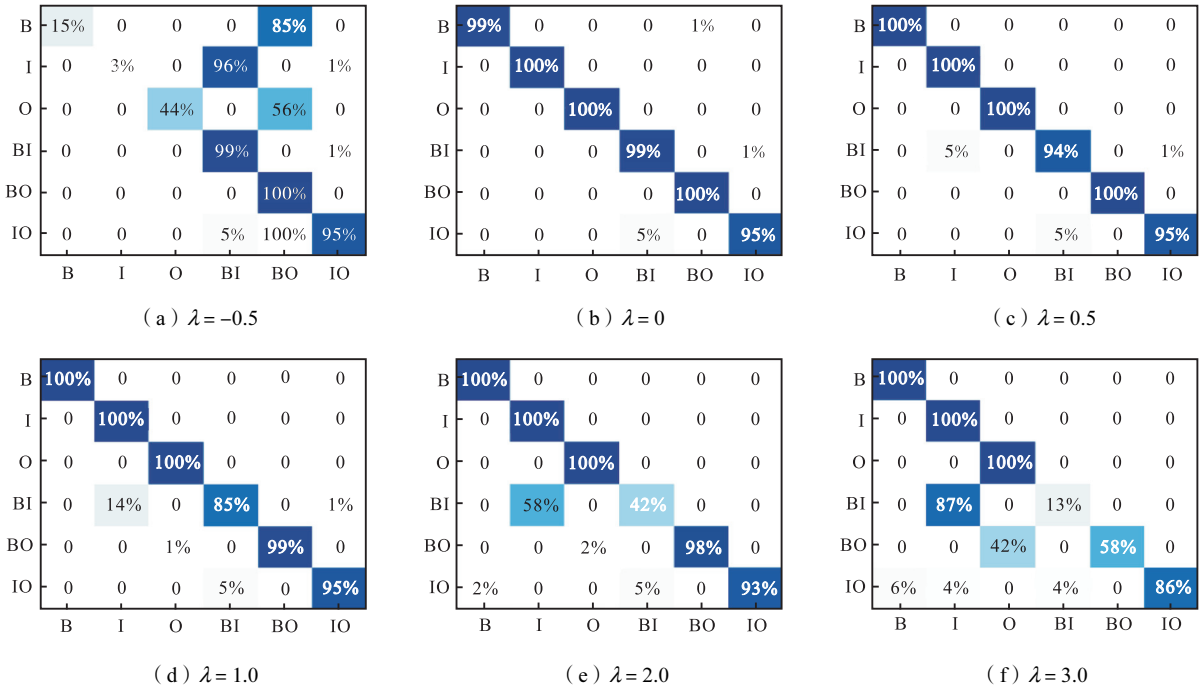


图 10　不同阈值参数下的混淆矩阵

Fig.10　Confusion matrices under different threshold parameters

2.6　模型性能验证

为了进一步评估所提模型的鲁棒性，笔者针对表 3 中的 12 组任务做了 4 组噪声实验. 对原始时域信号分别注入信噪比（signal-to-noise ratio，SNR）r_{SNR} 为 20、10、5、2 dB 的高斯噪声，并对每组实验重复进行了 10 次随机种子实验以计算平均准确率，实验结果如表 4 所示. 由实验结果可知，当 r_{SNR} 从 20 降低至 2 时，平均准确率仅下降约 7.6%，所提模型在不同的噪音条件下依然保持着较高的分类准确率，证明了所提出模型对噪声干扰具有较强的鲁棒性.

表 4 噪声实验结果

Tab.4 Experimental results under varying noise conditions

任务	平均准确率/%			
	$r_{SNR}=20$	$r_{SNR}=10$	$r_{SNR}=5$	$r_{SNR}=2$
T1	95.83	95.33	91.00	88.50
T2	96.33	94.66	92.66	89.00
T3	96.87	95.33	93.16	87.33
T4	94.16	94.16	92.83	90.33
T5	93.16	94.00	93.83	87.00
T6	94.00	95.00	90.50	89.50
H1	95.00	94.00	94.33	90.33
H2	97.83	95.66	92.00	89.00
H3	97.83	93.33	91.33	89.83
H4	98.00	93.33	92.16	90.33
H5	95.16	94.16	91.33	88.66
H6	97.33	94.00	90.87	89.50

3 结 语

本文提出了一种基于 VAE-GAN 的零样本复合故障诊断方法,旨在解决在跨域零样本条件下的复合故障诊断问题. 该方法通过双通道域对抗神经网络实现单故障样本的分类及复合故障的分离,结合时频域统计特征构建故障语义,并利用引入标签信息与 Wasserstein 距离的 VAE-GAN 学习单故障语义特征及其耦合关系,从而能够生成高质量伪复合故障语义. 最后,采用 *K*-Means 聚类确定复合故障类型.

在 TJU 和 HUST 滚动轴承数据集上的实验结果表明,所提方法在跨域零样本条件下仍能取得较高的诊断性能,平均准确率分别达到 96.02% 和 97.41%,优于现有多种对比方法,验证了其较强的泛化能力与识别效果. 此外,参数敏感性实验结果表明,阈值参数 λ 在一定范围内的变化不会影响模型性能,说明所提方法具有较好的稳定性. 噪声实验进一步验证了模型在不同信噪比条件下仍能保持较高的准确率,表明该方法在复杂工业环境中具有良好的应用潜力和可靠性.

本研究仅针对于滚动轴承的复合故障诊断任务,然而在实际生产过程中,还存在着其他类型的复合故障情况(例如转子、齿轮箱等). 未来的研究将进一步深入探讨其他类型的复合故障诊断问题,考虑到不同类型旋转机械的故障类型、严重程度、故障位置以及运行工况等因素各不相同,因此模型的故障语义提取能力有待进一步加强,未来将利用信号分解技术与故障语义提取模块结合,使其能够在更广泛的工业场景中应用.

参考文献:

[1] 王太勇, 王廷虎, 王 鹏, 等. 基于注意力机制 BiLSTM 的设备智能故障诊断方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2020, 53(6): 601-608.
Wang Taiyong, Wang Tinghu, Wang Peng, et al. An intelligent fault diagnosis method based on attention-based bidirectional LSTM network[J]. Journal of Tianjin University(Science and Technology), 2020, 53(6): 601-608(in Chinese).

[2] 王国锋, 张旭东, 汪 菲, 等. 基于优化 EFD 算法的风电行星齿轮箱故障诊断研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2023, 56(4): 355-360.
Wang Guofeng, Zhang Xudong, Wang Fei, et al. Wind power planetary gearbox fault diagnosis based on optimized EFD algorithm [J]. Journal of Tianjin University(Science and Technology), 2023, 56(4): 355-360(in Chinese).

[3] 林诗麒, 陈智丽, 李宇鹏, 等. 基于深度学习和多域决策融合的轴承故障智能诊断技术[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(10): 3708-3718.
Lin Shiqi, Chen Zhili, Li Yupeng, et al. Intelligent bearing fault diagnosis technology based on deep learning and multi-domain decision fusion[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(10): 3708-3718(in Chinese).

[4] Song B Y, Liu Y Y, Fang J Z, et al. An optimized CNN-BiLSTM network for bearing fault diagnosis under multiple working conditions with limited training samples[J]. Neurocomputing, 2024, 574: 127284.

[5] 程建刚, 毕凤荣, 张立鹏, 等. 基于 MACNN 的柴油机故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(10): 8-15.
Cheng Jiangang, Bi Fengrong, Zhang Lipeng, et al. Fault diagnosis method for diesel engines based on MACNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(10): 8-15(in Chinese).

[6] 周 旷, 覃文博, 孙天宇. 基于可信多源领域自适应的跨域滚动轴承故障诊断[J]. 控制与决策, 2025, 40(7): 2251-2260.
Zhou Kuang, Qin Wenbo, Sun Tianyu. Cross-domain fault diagnosis of rolling bearings based on trusted multi-source domain adaptation[J]. Control and Decision, 2025, 40(7): 2251-2260(in Chinese).

[7] Gao T Y, Yang J L, Tang Q. A multi-source domain information fusion network for rotating machinery fault diagnosis under variable operating conditions[J]. Information Fusion, 2024, 106: 102278.

[8] 王 鹏, 李丹青, 王 恒. 基于改进交替迁移学习的

滚动轴承故障诊断算法[J]. 振动与冲击，2024，43(5)：239-249.
Wang Peng，Li Danqing，Wang Heng. Rolling bearing fault diagnosis algorithm based on improved alternating transfer learning[J]. Journal of Vibration and Shock，2024，43(5)：239-249(in Chinese).

[9] 魏文军，张轩铭，杨立本. 基于模糊聚类和改进 Densenet 网络的小样本轴承故障诊断[J]. 哈尔滨工业大学学报，2024，56(3)：154-163.
Wei Wenjun，Zhang Xuanming，Yang Liben. Fault diagnosis of small sample bearings based on fuzzy clustering and improved Densenet network[J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2024，56(3)：154-163(in Chinese).

[10] 刘　臻，彭珍瑞，王圣杰. 小样本下 SE-ResNet 与元迁移学习的变工况轴承故障诊断[J]. 振动工程学报，2025，38(6)：1199-1211.
Liu Zhen，Peng Zhenrui，Wang Shengjie. Bearing fault diagnosis under few-shot and variable working conditions using SE-ResNet and Meta-Transfer learning[J]. Journal of Vibration Engineering，2025，38(6)：1199-1211(in Chinese).

[11] 邹　松，董绍江，夏宗佑，等. 基于特征解纠缠和联合域对齐的滚动轴承多源域迁移诊断方法[J]. 振动与冲击，2025，44(1)：113-120，133.
Zou Song，Dong Shaojiang，Xia Zongyou，et al. Multi-source domain transfer diagnosis method for rolling bearings based on features disentanglement and joint domain alignment[J]. Journal of Vibration and Shock，2025，44(1)：113-120，133(in Chinese).

[12] Chen H H，Hong J，Cheng C，et al. Zero-shot compound fault diagnosis method using semantic construction and embedding[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2024，73：3535013.

[13] 李耀华，赵　佳，张鑫杰. 基于语义融合零样本学习的轴承复合故障诊断模型[J]. 振动与冲击，2025，44(10)：278-286.
Li Yaohua，Zhao Jia，Zhang Xinjie. Bearing compound fault diagnosis model based on semantic fusion zero sample learning[J]. Journal of Vibration and Shock，2025，44(10)：278-286(in Chinese).

[14] Xu J，Zhou L，Zhao W H，et al. Zero-shot learning for compound fault diagnosis of bearings[J]. Expert Systems with Applications，2022，190：116197.

[15] Cen J，Zhao B C，Liu X，et al. An intelligent compound fault diagnosis method using generalized zero-shot model of bearing[J]. Measurement Science and Technology，2024，35(9)：096134.

[16] Xu J，Kong H，Li K，et al. Generative zero-shot compound fault diagnosis based on semantic alignment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2024，73：3508713.

[17] Thuan N D，Hong H S. HUST bearing：A practical dataset for ball bearing fault diagnosis[J]. BMC Research Notes，2023，16(1)：138.

[18] Huang R，Li J，Liao Y，et al. Deep adversarial capsule network for compound fault diagnosis of machinery toward multidomain generalization task[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2021，70：3506311.

[19] Dibaj A，Ettefagh M M，Hassannejad R，et al. A hybrid fine-tuned VMD and CNN scheme for untrained compound fault diagnosis of rotating machinery with unequal-severity faults[J]. Expert Systems with Applications，2021，167：114094.

[20] Xing S B，Lei Y G，Wang S H，et al. A label description space embedded model for zero-shot intelligent diagnosis of mechanical compound faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2022，162：108036.

[21] Wang J，Xu Z W，Niu F Z，et al. Adaptively weighted semantic autoencoder for zero-shot compound fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal，2024，24(22)：37472-37481.

（责任编辑：王晓燕）