

采用改进 Transformer 模型的滚动轴承声振信号故障诊断方法^{*}

施杰 张威 李志 陈立畅 杨琳琳

(云南农业大学机电工程学院 昆明 650201)

摘要: 现有故障诊断方法多采用“单信号-单模型”的专用架构,对不同传感信号需构建独立的诊断模型。这类方法在实际应用中存在模型泛化能力有限、跨信号类型适应性不足等问题。因此,本文提出了一种通过构建统一的深度网络诊断模型,来实现能同时适用于振动与声学信号的智能诊断方法。首先,该方法采用改进淘金热优化算法和包络熵适应度函数来优化变分模态分解,实现变分模态分解中本征模态分量个数 k 和惩罚因子 α 自适应确定,再以平均峭度准则筛选变分模态分解后的本征模态分量,并使用改进的小波阈值去噪进行二次降噪和重构,以凸显声振信号中的故障特征。然后,在 Transformer 模型的基础上引入深度残差收缩网络,构建局部特征提取层,提高模型的局部特征提取能力;同时,设计了一种多尺度线性注意力机制来替换 Transformer 中的多头自注意力,降低模型计算复杂度,增强模型对长距离依赖的捕捉能力。最后,在自建的滚动轴承声振数据集上进行验证,实验结果表明,该方法在自建滚动轴承数据集上表现优异,对声学信号的诊断精度可达到 90%,对振动信号的诊断精度达到了 99.77%,均优于 ResNet18、DRSN、ViT、MCSwin_T、WDCNN。

关键词: 滚动轴承声振信号;变分模态分解;小波阈值去噪;Transformer;智能故障诊断

中图分类号: TN911;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Fault diagnosis of rolling bearing acoustic and vibration signals using an improved Transformer

Shi Jie Zhang Wei Li Zhi Chen Lichang Yang Linlin

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Yunnan Agriculture University, Kunming 650201, China)

Abstract: Existing fault diagnosis methods predominantly adopt a “single signal-single model” dedicated architecture, requiring independent diagnostic models for different sensing signals. Such approaches face practical limitations including limited model generalization capability and insufficient adaptability across signal types. To address these issues, this paper proposes an intelligent diagnostic method based on a unified deep network model applicable to both vibration and acoustic signals. First, the method utilizes an improved gold rush optimizer algorithm and envelope entropy fitness function to optimize variational mode decomposition (VMD), enabling adaptive determination of the intrinsic mode function (IMF) decomposition number k and penalty factor α . Subsequently, the average kurtosis criterion is employed to screen VMD-decomposed IMF components, followed by secondary denoising and reconstruction using improved wavelet threshold denoising to enhance fault features in acoustic-vibration signals. Then, building upon the Transformer architecture, a deep residual shrinkage network is introduced to construct local feature extraction layers, thereby improving the model's capability in local feature extraction. Concurrently, a multi-scale linear attention mechanism is designed to replace the multi-head self-attention in Transformer, reducing computational complexity while strengthening the model's ability to capture long-range dependencies. Finally, experimental validation on a self-constructed rolling bearing acoustic-vibration dataset demonstrates the superiority of the proposed method, achieving 90% diagnostic accuracy for acoustic signals and 99.77% for vibration signals, outperforming comparative models including ResNet18, DRSN, ViT, MCSwin_T and WDCNN.

Keywords: rolling bearing acoustic and vibration signals; variational mode decomposition; wavelet threshold denoising; Transformer; intelligent fault diagnosis

0 引言

随着我国工业的快速发展,滚动轴承在各种旋转机械

设备中被广泛应用,但其易损坏、故障频发等问题也日益突出^[1]。滚动轴承的非平稳振动信号包含了大量故障信息,具有处理方法多样和诊断效果良好等优点,使得振动诊断

收稿日期:2025-01-03

^{*} 基金项目:云南省重大科技专项计划项目(202302AE090020)、云南省农业基础研究联合专项(202401BD070001-069)、云南省先进装备智能制造技术重点实验室开放基金课题(KLYAEIMTY2022004)项目资助

方法备受青睐。然而,振动信号需采用接触式获取,限制其在极端环境中的应用^[2]。声学信号采用非接触式测量方法来获取,但易受噪声干扰、状态信息微弱、处理难度高,难以满足实际应用需求^[3]。此外,复合故障引起的零件间相互干扰与耦合使得滚动轴承故障特征提取更加困难,诊断效果不佳,且现有的故障诊断方法通常需要针对不同传感信号构建独立的诊断模型,在实际工程应用中导致跨信号类型的普适性较差和模型泛化性不足,进而影响了系统的部署成本以及维护复杂度。因此,迫切需要一种通用的故障诊断方法,能够适应多种信号类型,并根据实际应用条件有效地实现故障诊断。

在振动信号故障诊断技术方面,吴岚等^[4]提出一种基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)倒频变换的方法,将 VMD 应用到齿轮箱振动信号的对数谱中,实现了齿轮箱复合故障的精细诊断;王爽等^[5]利用卷积稀疏表示刻画特征的移位不变特性,并结合故障冲击特征的周期性及不同尺度下的特征差异,提出了一种加权多尺度卷积稀疏表示的轴承故障诊断方法;程祺珺等^[6]建立以 Transformer 为骨干的自编码器架构,并结合对比学习思想和表格掩码策略,用于表格型数据跨工况故障诊断任务;Li 等^[7]提出一种基于变分注意力的 Transformer 来建立信号模式与故障类型之间的因果关系;张家安等^[8]提出了一种改进多头自注意力机制-多尺度卷积网络-双向长短期记忆网络的风机轴承故障诊断方法,用于风机轴承故障诊断;Wu 等^[9]结合 GAF-MAT 与 Transfomer,减少样本间时移影响,提高了模型诊断精度;赵小强等^[10]提出了一种多尺度自适应深度可分离卷积和空间交互双流 Swin Transformer 的滚动轴承故障诊断方法。在声学信号的故障诊断领域,冀科伟等^[11]在通过传统的波束形成空间图来预测源位置基础上,引入反卷积声源成像算法确定噪声源位置,使用深度学习技术实现了基于声学信号的故障诊断;龙磊等^[12]提出一种基于核特征矩阵近似对角化的列车轴承轨边声学故障诊断方法,有效实现对列车轴承轨边声音信号的非线性特征提取,提高了故障识别率;Yao 等^[13]对行星齿轮箱的声信号进行研究,将傅里叶分解法与能量、时频谱峭度以及随机森林结合实现了有限样本下的故障诊断。此外,在声振信号融合诊断方面,杨岗等^[14]同时提取振动信号与声学信号的综合轮廓系数和精细复合多尺度符号动态熵,使用优化后的多分类相关向量机实现了轴承故障诊断;Choudhary 等^[15]采用多输入卷积神经网络融合振动与声学信号,实现了不同工况下的故障诊断;陈剑等^[16]将不同故障模式的声振信号通过 VMD 分解后,对各阶本征模态分量(intrinsic mode function, IMF)进行特征提取,利用 t 分布随机邻近嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)、平均轮毂系数和 Dezert-smaarandache 理论进行特征筛选、融合,实现了滚动轴承的高精度诊断。近年来,基于振动信号或声学信号的故障诊断方法取得了

显著进展,但现有的诊断方法大多需要针对不同传感信号设计独立的诊断模型,不能适应多种信号类型,限制了其在复杂工业环境中的应用效果。

综上,本文提出了一种通过构建统一的深度网络诊断模型,同时适用于振动与声学信号的智能诊断方法,从而实现更广泛的智能故障诊断。该方法在信号预处理阶段采用改进的淘金热算法(improved gold rush optimizer algorithm, IGRO)来优化 VMD,实现自适应确定 VMD 中 IMF 个数 k 与惩罚因子 α ;同时,考虑到轴承故障声振信号噪声干扰严重,为进一步抑制 IGRO-VMD 分解信号中的残余噪声,最大程度凸显信号中故障特征,采用改进的小波阈值降噪^[17](wavelet threshold denoising, WTD)对信号进行二次降噪和重构。其次,在 Transformer 的基础上,采用深度残差收缩网络^[18](deep residual shrinkage networks, DRSN)残差块构建模型局部特征提取层,提高模型的局部特征提取能力,并以提出的多尺度线性注意力来替换 Transformer 中的多头自注意力,降低模型计算复杂度,增强模型对长距离依赖的捕捉能力。最后,将预处理后的轴承声振重构信号放入所提模型中进行故障诊断试验,并与 ResNet18、DRSN、VIT、MCSwin_T、WDCNN 进行对比,验证了方法的有效性。

1 基于 VMD 与 WTD 的降噪算法

滚动轴承作业环境复杂,不同零件之间相互影响,采集到的声学 and 振动信号中噪声干扰严重,导致故障特征信息难以有效识别。针对这一问题,本文提出基于 VMD 与 WTD 的降噪算法,以凸显信号中的故障特征,提升滚动轴承的故障诊断效果。

1.1 VMD 算法改进

变分模态分解是一种完全非递归、自适应模态变分及信号处理方法^[19],在使用过程中难以自适应确定 IMF 的分解个数 k 和惩罚因子 α 。因此,本文采用改进后的淘金热优化算法(gold rush optimizer algorithm, GRO)对 $[k, \alpha]$ 进行寻优,实现 VMD 自适应分解。VMD 的约束变分模型如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: k 为本征模态分量个数; $\{u_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 分别为第 k 个分量及该分量的中心频率; ∂_t 为解调信号梯度; δ_t 为狄拉克函数; $*$ 为卷积运算符; $f(t)$ 为原始信号。

1) GRO 算法改进

GRO 是 Sarjamei 等^[20]受黄金勘探过程中人类思维和决策能力启发而提出的一种新型元启发式算法,通过模拟最佳探测员集合、探测音量响度评估、更新位置、最终位置实现对优化问题的求解。但 GRO 以随机分布来初始化探测员规模,容易在搜索空间中陷入局部最优,无法对搜索控

制进行遍历搜索,为此,本文通过 Logistic 混沌映射初始化 GRO 探测员规模,避免模型陷入局部最优。Logistic 混沌映射具有较强的随机性与遍历性,可有效改善初始解的质量,常通过丰富种群多样性来完成智能算法的种群初始化。数学表述如下:

$$x_{n+1} = 4x_n(1-x_n), x_n \in (0,1) \quad (2)$$

借助 Logistic 混沌映射使得探测员的分布更均匀,避免算法难以跳出局部极值并且出现早熟现象。GRO 中探测员初始位置计算公式如下:

$$location(i) = lb_i + (ub_i - lb_i)x_n \quad (3)$$

式中: $location(i)$ 为第 i 个探测员空间位置; ub_i 、 lb_i 分别为搜索空间的上、下限值。

GRO 中探测者可能朝着最响亮声音移动或朝着远离最响亮声音的方向移动,限制了算法的全局搜索能力。将 Levy 飞行策略用于探测者位置更新,增强 GRO 算法的全局搜索能力,Levy 飞行的位置更新公式为:

$$newlocation(i) = location(i) + \theta Levy \quad (4)$$

式中: θ 为 0.01, $Levy$ 是 Levy 飞行的随机步长:

$$Levy(x) = \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\epsilon}}} \quad (5)$$

式中: $\epsilon = 1.5$, μ 、 v 为服从正态分布的随机数, $\mu \sim N(0, \phi^2)$, $v \sim N(0,1)$ 。

2) 基于 GRO 的 VMD 算法改进

为实现 VMD 中 IMF 分解个数 k 和惩罚因子 α 自适应确定,提出基于改进 GRO 的变分模态分解算法。由于信号稀疏性强弱可反映故障信息的多寡,而包络熵可评价信号的稀疏性。故将经由 VMD 分解后 IMF 分量的包络熵作为 IGRO 算法适应度函数,并以最小包络熵作为寻优目标,来获取 VMD 分解的最佳参数对 $[k, \alpha]$ 。IGRO-VMD 工作流程如图 1 所示,首先将采集到的不同状态滚动轴承振动信号、声音信号作为算法输入,然后 IGRO-VMD 算法参数模型初始化,算法迭代进行参数寻优,最后输出最佳参数对 $[k, \alpha]$ 。

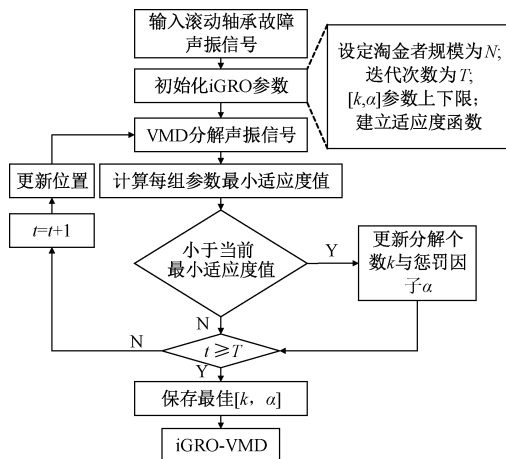


图 1 IGRO-VMD 流程

Fig. 1 IGRO-VMD process

1.2 WTD 算法改进

为了进一步降低经 IGRO-VMD 分解和重构信号中的噪声干扰,本文采用小波阈值去噪技术,进行二次去噪滤除冗余噪声,进而提升故障诊断精度。

小波阈值去噪^[17]包括硬阈值去噪和软阈值去噪,其中硬阈值函数中存在间断点、连续性不佳,并且会将信号中小于阈值的数据置零,导致故障特征信息丢失等问题。软阈值函数虽解决了硬阈值函数不连续性的问题,却存在恒定偏差、信号失真,丢失了故障信号中的故障特征。针对硬阈值函数与软阈值函数的不足,提出了一种改进阈值函数:

$$f(W_{j,k}) =$$

$$\begin{cases} (1-\mu)W_{j,k} + \mu \cdot \text{sgn}(W_{j,k}) \left(|W_{j,k}| - \frac{thr}{e^{(|W_{j,k}|^2 - thr^2)}} \right), \\ |W_{j,k}| \geq thr \\ 0, |W_{j,k}| < thr \end{cases} \quad (6)$$

式中: μ 为调节因子 $\mu \in (0,1)$; thr 为阈值 $W_{j,k}$ 为原始小波系数; $f(W_{j,k})$ 为近似小波系数。当 $|W_{j,k}|$ 趋于 thr 时, μ 趋于 1, $f(W_{j,k})$ 趋于 0; 当 $|W_{j,k}|$ 逐渐增大, $|W_{j,k}|$ 和 $f(W_{j,k})$ 之间差距减小。

不同阈值函数对比如图 2 所示。

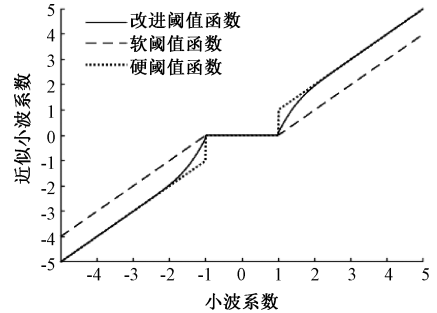


图 2 不同阈值函数对比

Fig. 2 Comparison of different threshold functions

二次去噪流程:首先,将采集到的滚动轴承声振信号进行 IGRO-VMD 分解,得到 n 阶 IMF 分量。然后,计算各阶 IMF 的峭度并根据平均峭度准则^[8]筛选敏感 IMF,再利用 IWTD 对敏感 IMF 去噪;最后,进行信号重构。

2 基于改进 Transformer 的故障诊断模型

传统 Transformer 的故障诊断模型结构包括输入层、局部特征提取层、全局特征提取层和输出层。局部特征提取层通过普通卷积堆叠构建,全局特征提取层则由 Transformer 编码器实现。然而,局部特征提取层在处理轴承声学或振动信号中的冗余信息时表现欠佳,难以有效捕获信号的局部特征;全局特征提取层中的注意力计算复杂,且对声学或振动信号中的关键细粒度的全局特征不够敏感。为解决上述问题,本文提出了一种基于改进 Transformer 和 DRSN 相结合的故障诊断模型 ImTransformer-DRSN,其结构如图 3 所示。

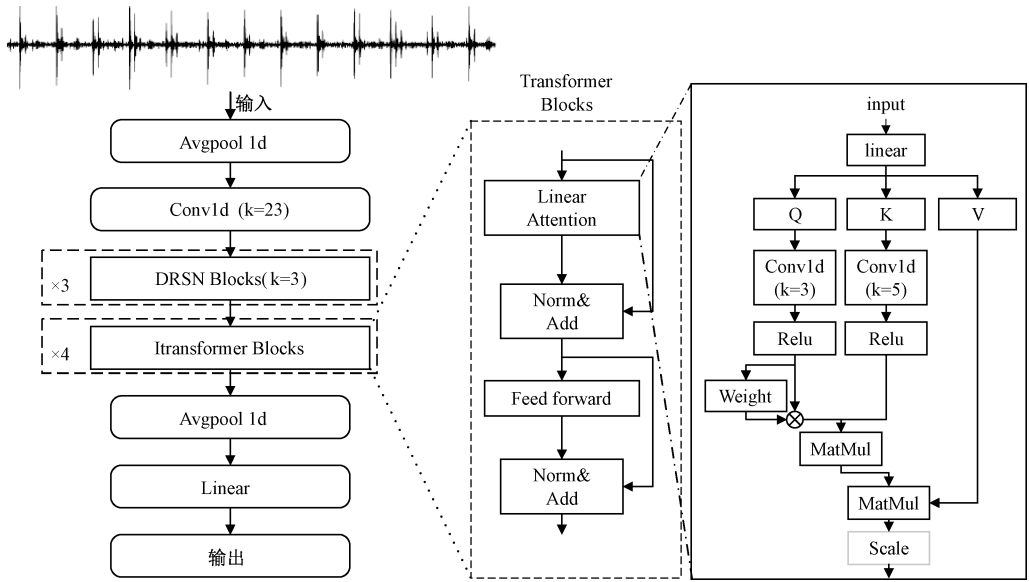


图 3 ImTransformer-DRSN 结构

Fig. 3 Structure of ImTransformer-DRSN

2.1 Transformer 中引入深度残差收缩网络

基于 Transformer 的故障诊断模型在局部特征提取上依赖于模型前端的卷积结构。然而,常规卷积结构在声振信号的局部特征提取方面存在一定局限性。为此,本文引入了残差收缩单元(residual shrinkage block unit,RSBU),增强局部特征的提取能力。RSBU 的结构如图 4 所示。具体是在残差块卷积操作后,将软阈值化作为非线性转换层插入,有效过滤噪声及其他冗余特征,保留关键有效信息;同时,引入注意力机制自适应设置软阈值化的阈值,使得模型更具鲁棒性。

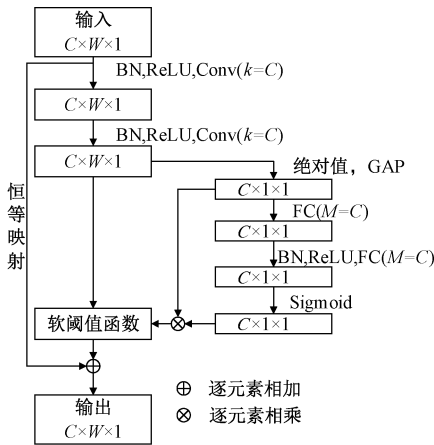


图 4 RSBU 结构

Fig. 4 Structure of RSBU

2.2 Transformer 中引入多尺度线性注意力

Transformer 中采用基于 Softmax 的多头自注意力机制来获取全局感受野,但 Softmax 对声振信号中的噪声不够敏感,影响了模型的诊断效果;同时,计算复杂造成了模

型训练成本增加。因此,本文设计了一种多尺度线性注意力来降低模型的计算复杂度。该注意力由线性注意力构建,采用了多尺度卷积分别对 Q 、 K 矩阵进行卷积操作,以增强模型对不同尺度特征信息的感知能力,同时构建可学习权重因子进行自适应加权,从而更有效地提取声振信号中的细粒度局部特征。多尺度线性注意力数学模型为:

$$\mathbf{O}_i = \frac{\sum_{j=1}^N (\phi(\mathbf{Q}_i) \phi(\mathbf{K}_j)^T) \mathbf{V}_j}{\phi(\mathbf{Q}_i) \sum_{j=1}^N \phi(\mathbf{K}_j)^T} \quad (7)$$

式中: Q 、 K 、 V 为输入矩阵 X 经线性变换得到的 3 个新矩阵,其中 $Q = XW_q$, $K = XW_k$, $V = XW_v$, Q 、 K 、 $V \in \mathbb{R}^{N \times d}$, N 为输入序列长度, d 为通道维度, $\phi(\cdot)$ 代表特征表示。

2.3 ImTransformer-DRSN 模型结构

为提升轴承故障诊断精度,本文将 DRSN 与改进后 Transformer 结构进行融合,构建 ImTransformer-DRSN 诊断模型。在局部特征提取和全局特征建模方面互补,优化了模型在滚动轴承故障声振信号中的特征提取效果。ImTransformer-DRSN 模型结构中的输入层为均池化和大核卷积层,用于降低轴承声振信号计算复杂度,提取信号中故障特征并将其映射到高维空间。局部特征提取层采用 3 个 RSBU 构建,依赖 RSBU 的残差结构和注意力机制,使模型能聚焦于故障信号中的局部特征,从而提升特征提取能力与抗噪性能。全局特征提取层基于多尺度线性自注意力的 Transformer 编码器构建。应用多尺度线性自注意力模块来捕捉信号中全局的关键细粒度特征。输出层由平均池化和线性层组成,将特征进行降维压缩,汇聚全局信息,并将其映射到输出类别空间实现轴承故障诊断。

3 基于 ImTransformer-DRSN 的滚动轴承声振信号故障诊断方法

在上述研究的基础上,本文提出了针对滚动轴承声振信号的 IGRO-VMD-WTD 与 ImTransformer-DRSN 相结合的故障诊断框架(图 5)。具体步骤如下:

- 1)采集滚动轴承不同状态的声振信号。
- 2)采用 IGRO-VMD 将声振信号分解为 k 阶 IMF 分量。

- 3)分别计算 k 阶 IMF 的峭度,并按照平均峭度准则筛选敏感 IMF。
- 4)使用 IWTD 对敏感 IMF 降噪,并进行信号重构。
- 5)将重构的声振信号训练集样本用于 ImTransformer-DRSN 模型训练。
- 6)通过重构的声振信号测试集样本验证所提诊断方法的有效性。

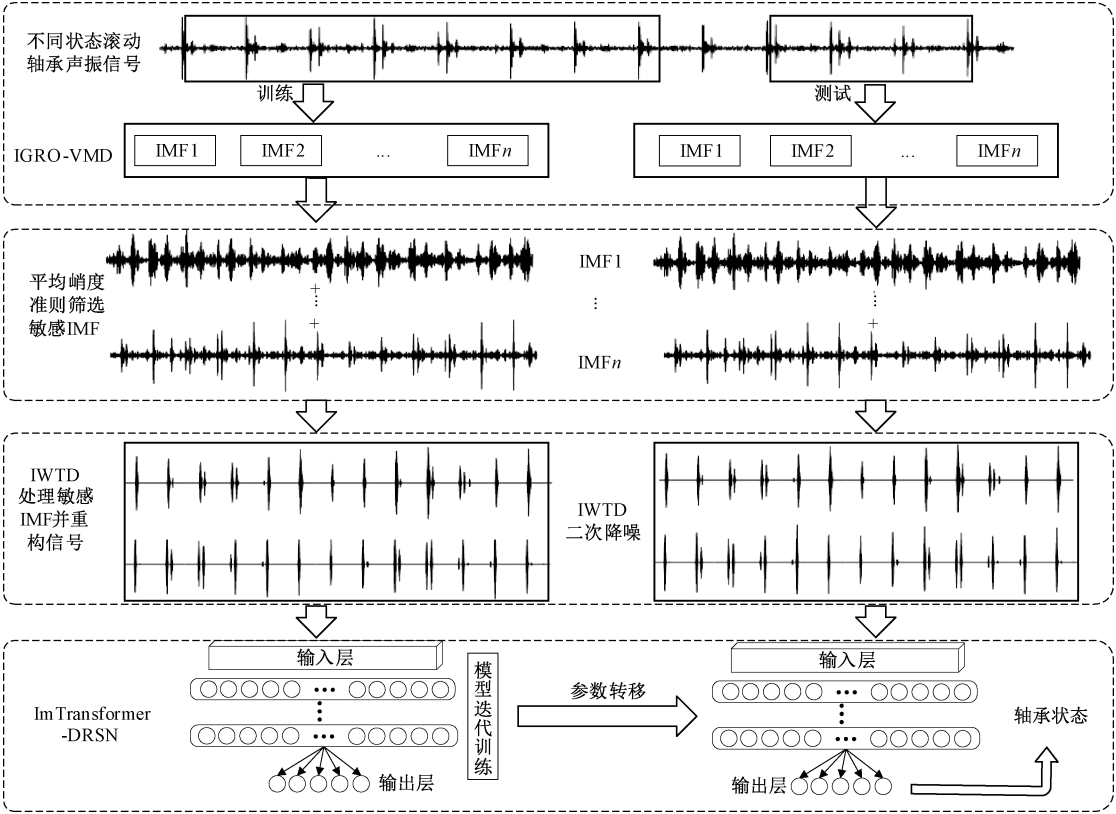


图 5 滚动轴承声振信号故障诊断系统框架

Fig. 5 Framework of rolling bearing sound vibration signal fault diagnosis system

4 试验验证与模型性能分析

本文通过构建了滚动轴承声振信号数据集来验证所提方法的有效性性与泛化性。采用 QPZZ-II 旋转机械故障模拟试验台采集数据,试验轴承为 NU205,试验台主要由驱动电机、轴承座、齿轮箱和偏重转盘等组成,试验台可在 50~800 r/min 变速范围内模拟不同速度的故障特征。试验的采样频率为 8 kHz,在 800 r/min 转速下采集轴承的运行状态数据。试验采用线切割方式分别在内圈、外圈、滚动体、保持架、内圈+保持架、外圈+保持架、内圈+外圈+保持架、外圈+滚动体上加工出不同损伤程度的凹槽。试验的硬件环境为 AMD Ryzen 5 3500X CPU、NVIDIA GeForce RTX 3060 显卡;软件环境为 Windows10 系统,MATLAB R2023b 以及 torch 1.13、python 3.9。

4.1 IGRO-VMD 与 IWTD 联合降噪算法有效性试验

本节以滚动轴承内圈故障振动信号数据来说明 IGRO-VMD 与 IWTD 降噪算法的有效性,其余故障状态数据分析方法相同。首先在 IGRO-VMD 中建立包络熵作为适应度函数,以最小包络熵作为寻优目标,来对 VMD 算法中 k 和 α 进行寻优。经多次试验设置 IGRO 算法参数:种群规模 10、迭代次数 30、 k 范围[5,12]和 α 范围[500,3 000]。IGRO-VMD 迭代过程如图 6(a)所示,当迭代到第 18 次时获得最小包络熵适应度函数值,对应的 k 和 α 最佳参数为[9,625]。随后将对内圈故障信号进行 VMD 分解得到 9 阶 IMF 分量,如图 6(c)所示。图 6(b)为各阶 IMF 的幅值谱,可见各阶 IMF 的中心频率分布独立,没有出现不同频率成分之间的相互干扰,说明 IGRO-VMD 解决了模式混叠问题。

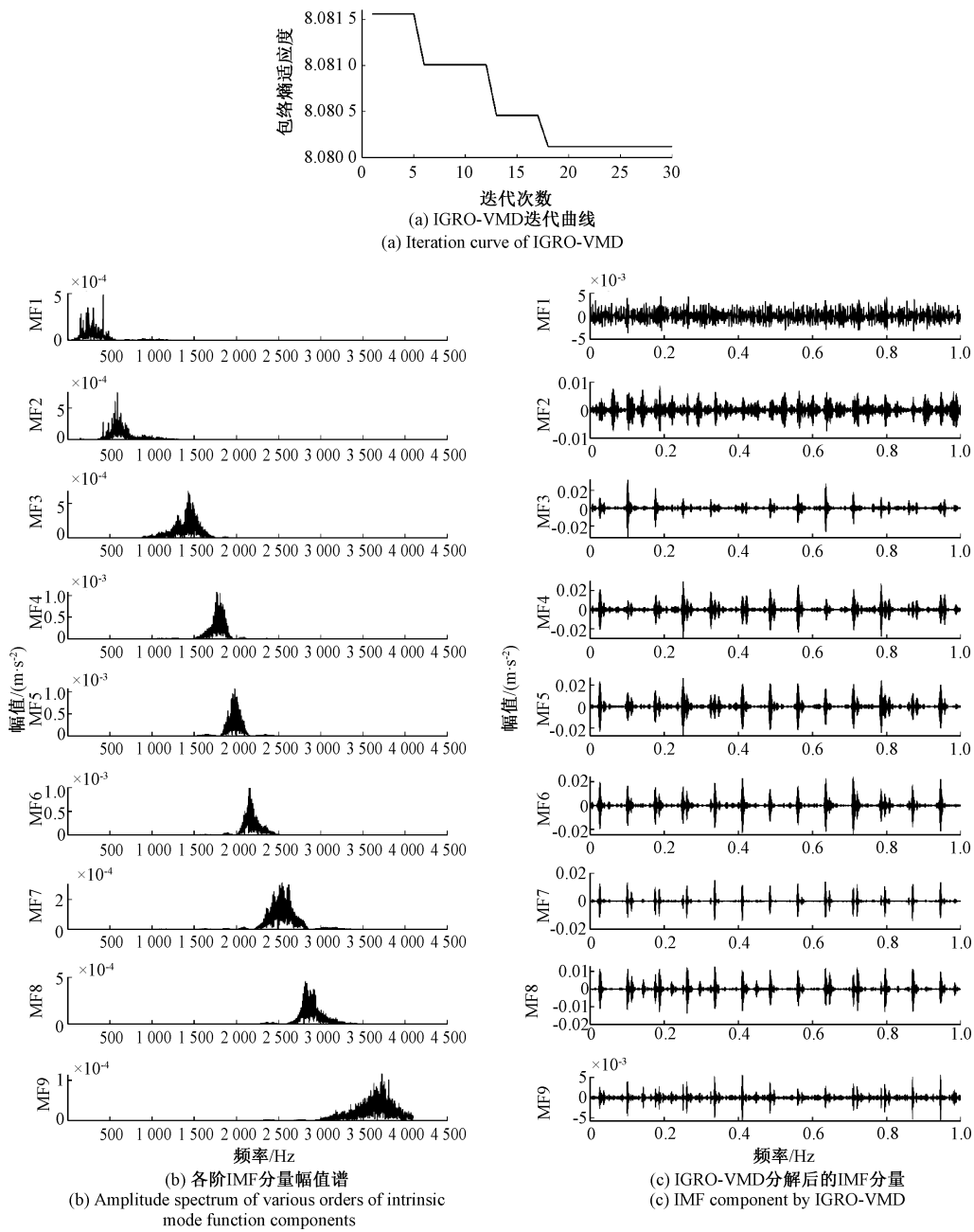


图 6 IGRO-VMD 分析内圈故障信号

Fig. 6 IGRO-VMD analysis process of inner fault signal

为筛选出各阶 IMF 中的敏感 IMF,分别计算各阶 IMF 的峭度(表 1)。平均峭度为 16.79,按照平均峭度准则筛选出敏感分量 IMF6、IMF7、IMF9 进行 IWTD 二次降噪。IWTD 采用 db3 小波基函数,分解 4 层,经多次试验调节因子 μ 设定为 0.9。为验证 IWTD 二次降噪有效性,对比未进行二次去噪效果(图 7)。可见,未进行 IWTD 重构信号中仍有噪声,而二次降噪后,重构信号的上升沿、下降沿等突变部分完整保留,信号更光滑,有效滤除了噪声。

表 1 IGRO-VMD 分解各阶 IMF 分量峭度
Table 1 IMF kurtosis value of IGRO-VMD

模态分量	峭度	模态分量	峭度
IMF 1	2.91	IMF 6	17.9
IMF 2	5.30	IMF 7	26.17
IMF 3	33.47	IMF 8	15.7
IMF 4	15.29	IMF 9	19.22
IMF 5	15.12		

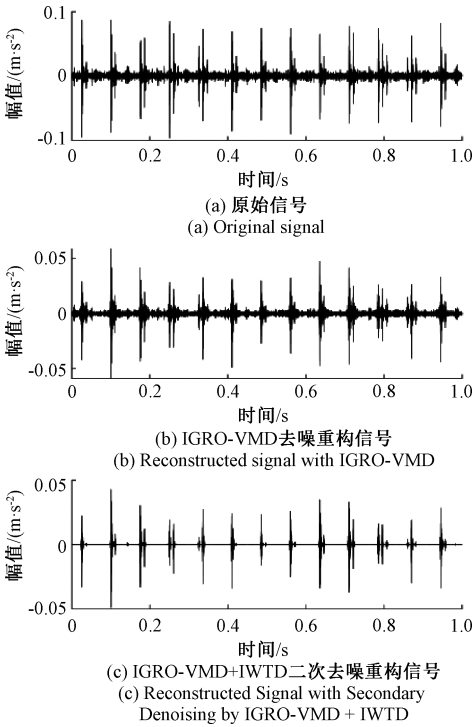


图 7 去噪效果对比

Fig. 7 Comparison of denoising effects

然后,将经 IGRO-VMD+IWT 算法降噪后的重构信号进行包络谱分析,以此来验证算法的降噪效果。从图 8(a)的包络谱中,可见振动频率中包含 13 Hz 和 95 Hz 成分,这与转频 13.33 Hz 和内圈故障特征频率 95.38 Hz 接近,同时也出现了其 2 倍频、3 倍频,说明降噪后已经能提取到滚动轴承的故障特征信息。

为进一步验证 IGRO-VMD+IWT 联合降噪的有效性,将其与 VMD 结合全变分平稳小波变换、集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)结合小波阈值降噪方法进行比较。将相同的轴承内圈故障振动信号采用 VMD 结合全变分平稳小波变换与 EEMD 结合小波阈值降噪进行分析。首先,设置 VMD 结合全变分平稳小波变换中 k 和 α 参数为[9,625];EEMD 结合小波阈值降噪中最大迭代次数 $N_{\max}=100$,加入高斯白噪声幅值 $N_{\text{std}}=0.2$,加入噪声次数 $NR=100$ 。并且 VMD 结合全变分平稳小波变换、EEMD 结合小波阈值降噪也采用 db3 小波基函数,分解 4 层。其中,故障信号经过 VMD 结合全变分平稳小波变换处理时得到 9 阶 IMF 分量,各阶 IMF 分量的峭度值及平均峭度与 IGRO-VMD+IWT 联合降噪方法一致,将大于平均峭度的 IMF 分量进行信号重构后进行全变分平稳小波变换去噪处理,并作包络分析,如图 8(b)所示;故障信号经 EEMD 结合小波阈值降噪处理时取得 15 阶 IMF 分量,其平均峭度为 8.57,将大于平均峭度的 IMF 分量(如表 2 所示)用于信号重构,再进行小波阈值降噪与包络分析,如图 8(c)所示。最后与 IGRO-VMD+IWT

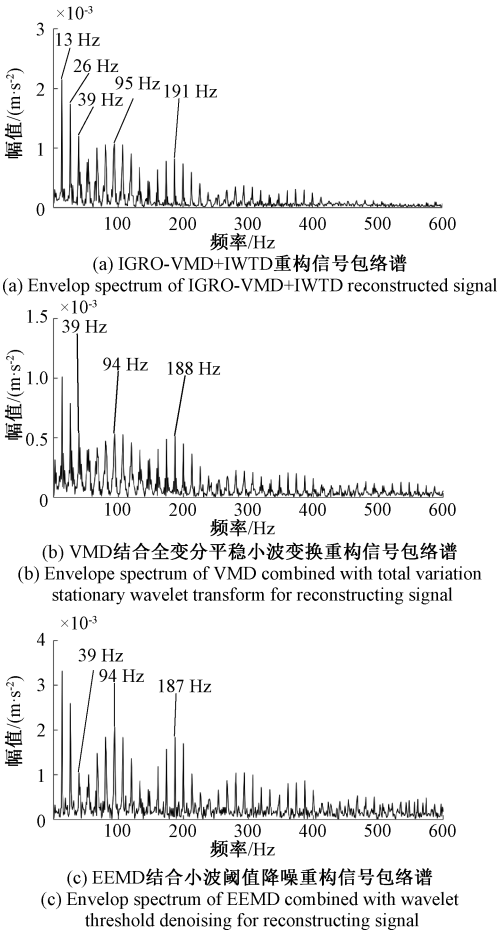


图 8 重构信号包络谱

Fig. 8 Envelop spectrum of EMD reconstructed signal

重构信号的包络谱相比较,虽然两者均可找到与转频、故障特征频率相关的频率成分,但干扰谱线较多,与故障特征频率的误差较大,背景噪声严重,降噪效果较差。

表 2 EEMD 分解各阶 IMF 分量峭度

Table 2 IMF kurtosis value of EEMD

模态分量	峭度	模态分量	峭度
IMF 1	29.19	IMF 9	5.14
IMF 2	37.32	IMF 10	3.21
IMF 3	6.87	IMF 11	2.44
IMF 4	5.28	IMF 12	2.17
IMF 5	3.93	IMF 13	2.46
IMF 6	5.72	IMF 14	1.68
IMF 7	13.34	IMF 15	1.66
IMF 8	8.15		

同时,采用消融试验进一步验证 IGRO-VMD+IWT 联合降噪有效性,试验使用不同故障状态的轴承振动信号数据。采用不同降噪策略对数据进行处理并构建表 3 的数据集,样本长度 1 024 个采样点。然后使用 ImTransformer-

DRSN 对每组样本进行 5 次试验。训练过程中参数:样本批次为 64、学习率为 0.001、迭代次数为 100 次、优化器使用 AdamW、损失函数为交叉熵损失函数。消融试验结果如表 4,经 IGRO-VMD+ IWTDT 联合降噪处理后的重构信号在 ImTransformer-DRSN 上平均准确率为 99.74%,相较于原始信号提升了 6.24%。同时,与单独使用 IGRO-VMD 或 IWTDT 降噪效果进行对比,联合降噪方法平均准确率分别提升了 4.37%、4.9%,证明了 IGRO-VMD 与 IWTDT 联合降噪能够显著提升滚动轴承故障诊断的效果。

表 3 试验数据集

Table 3 Experimental dataset

序号	轴承状态	训练样本数	测试样本数	标签
F1	保持架故障	400	100	0
F2	内圈故障	400	100	1
F3	内圈故障+ 松动故障	400	100	2
F4	外圈故障+ 保持架故障	400	100	3
F5	外圈故障+内圈 故障+保持架故障	400	100	4
F6	外圈故障+ 滚动体故障	400	100	5
F7	外圈故障	400	100	6
F8	滚动体故障	400	100	7

表 4 消融试验结果

Table 4 Results of ablation experiment

降噪方法	最低准 确率	最高准 确率	平均准 确率
原始信号	92.19	95.17	93.5
IGRO-VMD	95.36	95.46	95.37
IWTDT	94.4	95.44	94.84
IGRO-VMD+ IWTDT	99.72	99.75	99.74

4.2 基于 IGRO-VMD-IWTDT 与 ImTransformer-DRSN 的故障诊断方法

通过 IGRO-VMD+IWTDT 联合降噪获取轴承振动信号与声音信号的重构信号,并按表 3 划分数数据集,构建振动信号数据集和声音信号数据集。同时,选取 ResNet18^[21]、DRSN^[18]、VIT^[22]、MCSwin_T^[23]、WDCNN^[24]与 ImTransformer-DRSN 进行对比,来验证所提模型的优势。其中 ResNet18、DRSN、WDCNN 为 CNN 诊断模型经典结构;而 VIT 模型为 Transformer 中典范,MCSwin_T 为基于 CNN-Transformer 的代表性结构。

为减少随机性造成的影响,采用多次重复试验的结果平均值衡量模型,使用准确率、精度、召回率、F1 分数对诊

断结果进行评价。不同模型训练参数统一设置为:样本批次 64,学习率 0.001,迭代次数 100 次、使用 AdamW 优化器、损失交叉熵损失函数。

1) 振动信号故障诊断对比试验

采用未去噪的振动信号诊断试验结果如表 5 所示,与 WDCNN 相比,ResNet18、DRSN 在 4 项指标上均表现出显著提升,这是由于 ResNet18 使用了残差结构,网络结构也更为复杂,而 DRSN 优于 ResNet18 的原因在于其残差收缩块结构能效滤除了数据中的冗余信息,进一步提高了模型性能。尽管 VIT 在准确率和召回率上优于 ResNet18 和 DRSN,但由于模型更为复杂,容易发生过拟合,导致在精度和 F1 分数上表现较弱。而 MCSwin_T 的优越表现则在于其基于 Transformer 的结构设计,使其在局部信息处理上优于 VIT;所提出的 ImTransformer-DRSN 模型在未去噪振动信号的复合故障诊断中表现最佳,准确率达到了 93.5%,在精度、召回率和 F1 分数上同样优于其他 5 个模型。这表明 ImTransformer-DRSN 模型结合了 Transformer 的全局特征提取能力和 DRSN 的局部特征提取优势,有效提升了模型的表征能力和泛化性,实现了优异的滚动轴承复合故障诊断效果。

表 5 未去噪振动信号诊断结果

Table 5 Diagnostic results of undenoised vibration signal

模型	准确率	精度	召回率	F1
ResNet18	80.83	81.42	80.83	80.87
DRSN	82.85	83.07	82.85	83.01
VIT	87.31	80.26	87.31	82.85
MCSwin_T	92.35	91.884	92.35	92.69
WDCNN	74.59	76.16	74.59	74.42
改进模型	93.50	93.52	93.50	93.48

在去噪振动信号的诊断结果中(表 6),所有模型的性能均有所提升,特别是经过 IGRO-VMD+IWTDT 处理后,所提模型的准确率、精度、召回率和 F1 分数分别达到 99.76%、99.77%、99.76%、99.76%。也说明了 IGRO-VMD+IWTDT 对振动信号故障特征的增强效果,从而提升了各模型的故障诊断能力。

表 6 去噪振动信号诊断结果

Table 6 Diagnostic results of denoised vibration signal

模型	准确率	精度	召回率	F1
ResNet18	90.83	91.42	90.83	90.87
DRSN	92.55	91.97	92.85	92.55
VIT	91.11	90.26	91.12	91.11
MCSwin_T	94.35	93.92	94.34	94.35
WDCNN	85.42	85.75	85.45	85.34
改进模型	99.76	99.77	99.76	99.76

为更直观分析所提模型的故障诊断效果,采用混淆矩阵与 t-SNE 分布对诊断结果进行可视化分析。由图 9 可知,使用未经降噪处理的数据,模型更易对复合故障误判;而经降噪处理后,数据中的故障特征更加突出,模型的诊断效果提升,误判减少。图 10 的 t-SNE 分布显示,降噪后的信号特征在二维平面上依然有重叠,难以直接区分;然而,经过模型训练和推理分析后,各状态数据的特征成功聚类,不同故障类别实现了清晰区分。这一结果说明,ImTransformer-DRSN 模型在处理降噪后的滚动轴承复合故障信号时,能够实现高精度的故障识别。

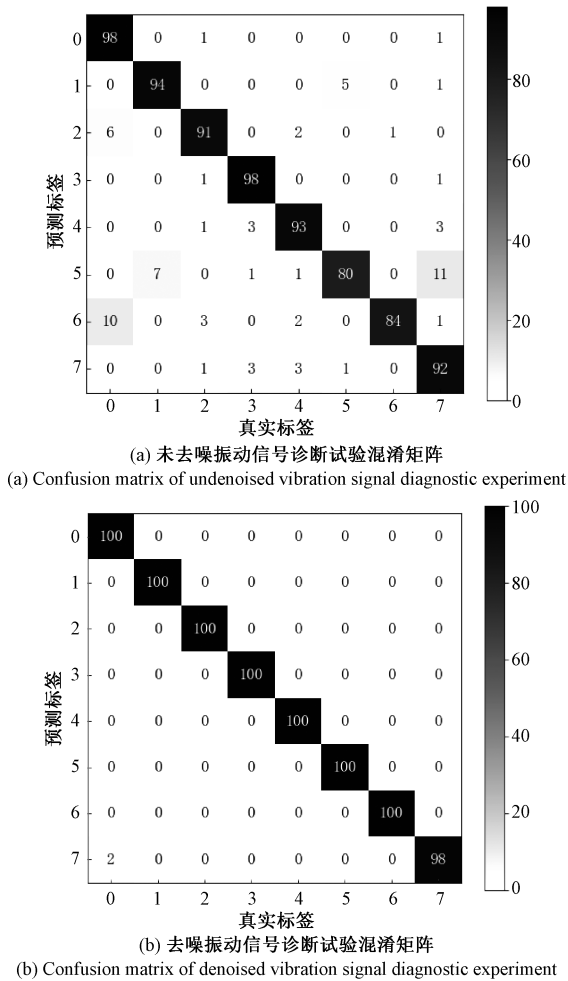


图 9 振动信号诊断试验混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix of vibration signal diagnostic experiment

2) 声音信号故障诊断对比试验

表 7 为未去噪声声音信号诊断试验结果,ResNet18、DRSN 与 WDCNN 相比,在 4 项指标上均有显著提高,这主要归功于 ResNet18 采用了残差结构,网络更为复杂;而 DRSN 进一步优于 ResNet18,原因在于其残差收缩块结构能有效滤除数据中的冗余信息,提升了模型效果;VIT 在未去噪的滚动轴承声音信号上表现不佳,主要是由于其局部特征提取能力不足,易受噪声干扰,难以提取故障特征;

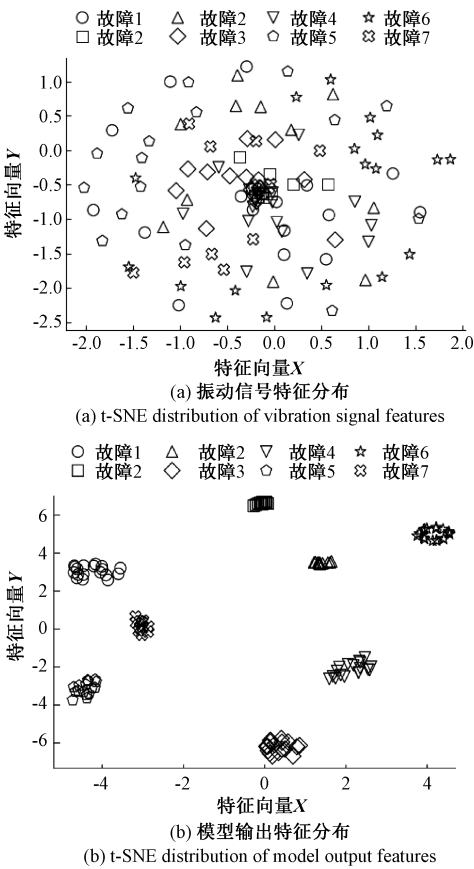


图 10 振动信号诊断试验特征可视化

Fig. 10 t-SNE visualization of features in vibration signal diagnostic experiment

而 MCSwin_T 在局部信息处理方面优于 VIT,因此表现更好。所提出的模型在未去噪的复合故障诊断中取得了 78.63% 的准确率,在精度、召回率和 F1 分数上同样优于其他 5 个模型。这表明 ImTransformer-DRSN 整合了 Transformer 的全局特征提取能力与 DRSN 的局部特征提取优势,提升了模型的表征能力与泛化性能,从而在未去噪的声音信号故障诊断中表现出色。

表 7 未去噪声声音信号诊断结果

模型	准确率	精度	召回率	F1
ResNet18	70.88	74.6	70.87	70.16
DRSN	73.97	77.7	73.97	73.27
VIT	49.43	41.7	49.43	43.42
MCSwin_T	74.95	73.3	74.95	73.08
WDCNN	48.19	47.6	48.19	47.52
所提模型	78.63	78.7	78.68	79.15

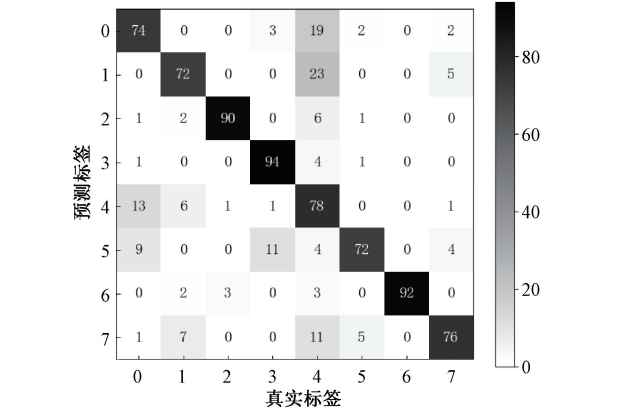
在去噪的声音信号诊断试验结果中(表 8),所有模型的诊断效果均有所提升。特别是,经过 IGRO-VMD + IWTGD 处理后,所提模型的准确率达到 89.61%,在精

度、召回率和 F1 分数上均领先于其他模型。这表明, IGRO-VMD+IWTD 的去噪处理增强了声音信号中的故障特征,使得改进模型在故障诊断中获得了更高的识别精度。

表 8 去噪声音信号诊断结果

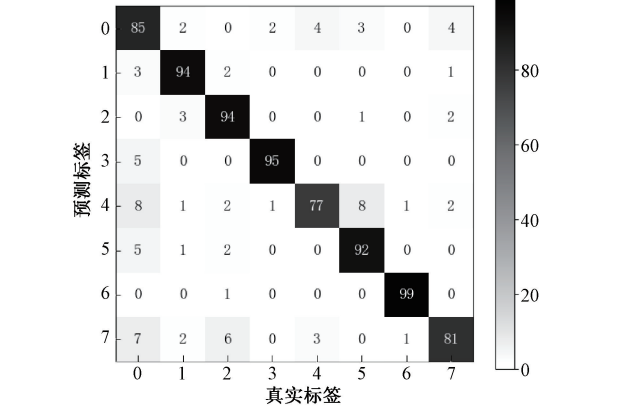
模型	准确率	精度	召回率	F1
ResNet18	78.42	81.85	78.42	77.55
DRSN	83.27	85.02	83.27	83.00
VIT	59.35	51.83	59.35	54.11
MCSwin_T	84.31	85.39	84.31	84.26
WDCNN	58.11	56.66	58.11	56.81
所提模型	89.61	90.00	89.62	89.52

从图 11 的混淆矩阵可看出,声音信号未经过降噪处理时,模型对各类故障的诊断效果较差;而在降噪处理后,数据中的故障特征更为显著,模型的诊断效果显著提升,误判率明显降低。



(a) 未去噪声音信号诊断试验混淆矩阵

(a) Confusion matrix of undenoised acoustic signal diagnostic experiment



(b) 去噪声音信号诊断试验混淆矩阵

(b) Confusion matrix of denoised acoustic signal diagnostic experiment

图 11 声音信号诊断试验混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrix of acoustic signal diagnostic experiment

同时,图 12 的 t-SNE 分布显示,虽然降噪后的信号特征在二维平面上仍存在部分重叠,但经过模型训练和推理分析后,大多数不同故障状态的数据特征得以清晰聚类,少数故障状态的聚类效果稍逊。整体结果表明,模型在使用滚动轴承的降噪声音信号数据时,能够实现较高精度的故障诊断。

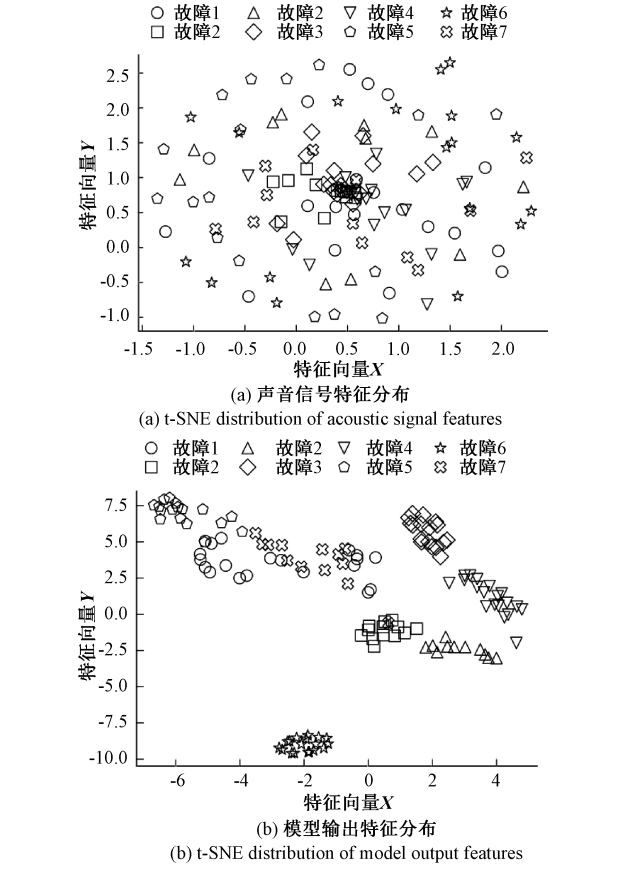


图 12 声音信号诊断试验特征可视化

Fig. 12 t-SNE visualization of features in vibration signal diagnostic experiment

5 结 论

本文提出的基于统一深度神经网络模型的智能诊断方法,突破了现有故障诊断方法对信号类型的限制,能同时适用于声学及振动信号,实现更广泛的智能故障诊断。通过在 IGRO-VMD 算法中引入包络熵及利用 IWTD 二次去噪,有效增强了故障特征;在 Transformer 框架上创新构建局部特征提取层并采用多尺度线性注意力机制,提升了模型对细粒度局部特征的提取能力。该方法能在同一框架下通过声学或振动信号对滚动轴承健康状态进行评估,试验证明声学信号的诊断精度为 90%,振动信号的诊断精度达 99.77%。然而,本研究仍存在不足,如模型在复杂多变的实际工业环境中的鲁棒性有待进一步验证,声学信号与振动信号的诊断精度仍存在差距。未来可着重研究如何提

升模型在复杂工况下的稳定性和适应性,进一步优化模型以提高声学信号诊断精度,推动智能故障诊断技术迈向新的发展阶段。

参考文献

- [1] 陈仁祥,张旭,徐向阳,等. 噪声标签下注意力特征混合的旋转机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 257-264.
CHEN R X, ZHANG X, XU X Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with attentive feature mixup in noisy labels[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 257-264.
- [2] 戴邵武,陈强强,戴浩然,等. 基于 MFE-GASVM 的机载燃油泵故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(1): 8-10,15.
DAI SH W, CHEN Q Q, DAI H R, et al. Airborne fuel pumps fault diagnosis based on MFE-GASVM [J]. Computer Measurement & Control, 2020, 28(1): 8-10,15.
- [3] 施杰. 基于差分进化的滚动轴承声振信号特征提取与故障诊断研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2021.
SHI J. Feature extraction and fault diagnosis of rolling bearing acoustic and vibration signal based on differential evolution [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2021.
- [4] 吴岚,柳亦兵,吴仕明,等. 基于 VMD 倒频变换的风电机组齿轮箱复合故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(24): 221-227,256.
WU L, LIU Y B, WU SH M, et al. Composite fault diagnosis of wind turbine gearboxes based on VMD cepstral transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(24): 221-227,256.
- [5] 王爽,丁传仓,曹懿,等. 加权多尺度卷积稀疏表示及其在滚动轴承复合故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 197-207.
WANG SH, DING CH C, CAO Y, et al. Weighted multiscale convolutional sparse representation and its application in rolling bearing compound fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 197-207.
- [6] 程祺珺,杨瑞峰,郭晨霞. 基于掩码建模和对比学习的故障诊断方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22): 129-135.
CHENG Q J, YANG R F, GUO CH X. Fault diagnosis method based on masking modeling and contrastive learning [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 129-135.
- [7] LI T F, ZHOU ZH, LI S N, et al. The emerging graph neural networks for intelligent fault diagnostics and prognostics: A guideline and a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 168: 108653.
- [8] 张家安,邓强,马增强,等. 基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2024, 47(7): 170-176.
ZHANG J AN, DENG Q, MA Z Q, et al. Fault diagnosis of fan bearings based on IMHSA-MSCNN-BiLSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(7): 170-176.
- [9] WU R, LIU CH, HAN T, et al. A planetary gearbox fault diagnosis method based on time-series imaging feature fusion and a transformer model [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 34(2): 024006.
- [10] 赵小强,安贵财. 基于 MADSC 和 SIDSwinT 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 58-69.
ZHAO X Q, AN G C. Rolling bearing fault diagnosis based on MADSC and SIDSwinT [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 58-69.
- [11] 冀科伟,杜应军,韦广,等. 声学成像和深度学习的诊断与定位方法[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(1): 105-109,134.
JI K W, DU Y J, WEI G, et al. Diagnosis and location method of acoustic imaging and deep learning[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(1): 105-109,134.
- [12] 龙磊,何兵,刘方,等. 基于 KJADE 的列车轴承轨边声学诊断方法研究[J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(4): 781-787,828-829.
LONG L, HE B, LIU F, et al. Fault diagnosis of locomotive bearings using wayside acoustic signals based on KJADE[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 781-787, 828-829.
- [13] YAO J CH, LIU CH, SONG K Y, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on acoustic signals[J]. Applied Acoustics, 2021, 181: 108151.
- [14] 杨岗,徐五一,邓琴,等. CSC-RCMSDE 结合 MRVM 的轴承声振融合故障诊断算法[J]. 机械科学与技术, 2024: 1-11, DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20240068.
YANG G, XU W Y, DENG Q, et al. Bearing acoustic-vibration fusion fault diagnosis algorithm combining CSC-RCMSDE and MRVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024:1-11, DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20240068.

- [15] CHOUDHARY A, MISHRA R K, FATIMA S, et al. Multi-input CNN based vibro-acoustic fusion for accurate fault diagnosis of induction motor [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 120: 105872.
- [16] 陈剑, 程明. 基于 tSNE-ASC 特征选择和 DSmT 融合决策的滚动轴承声振信号故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 195-204.
CHEN J, CHENG M. Fault diagnosis of rolling bearing acoustic vibration signal based on tSNE-ASC feature selection and DSmT evidence fusion [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 195-204.
- [17] KUMAR A, TOMAR H, MEHLA V K, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. ISA Transactions, 2021, 114: 251-262.
- [18] ZHAO M H, ZHONG SH SH, FU X Y, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(7): 4681-4690.
- [19] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [20] SARJAMEI S, MASSOUDI M S, SARAFRAZ M E. Gold rush optimization algorithm [J]. International Journal of Civil Engineering, 2021, 11(2): 291-327.
- [21] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [22] ALEXEY D. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at scale[J]. ArXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020.
- [23] CHEN ZH H, CHEN J L, LIU SH, et al. Multi-channel calibrated transformer with shifted windows for few-shot fault diagnosis under sharp speed variation[J]. ISA Transactions, 2022, 131: 501-515.
- [24] ZHANG W, PENG G L, LI CH H, et al. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals[J]. Sensors, 2017, 17(2): 425.

作者简介

施杰, 博士, 副教授, 主要研究方向为机械故障诊断。

E-mail: km_shijie@126.com

杨琳琳(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为农业工程与信息技术。

E-mail: kgy200398@126.com