

基于多模态时频特征融合的航空齿轮故障诊断*

胡 铖¹, 孙灿飞¹, 王友仁²

(1. 上海工程技术大学航空运输学院 上海, 201620)

(2. 南京航空航天大学自动化学院 南京, 211106)

摘要 针对航空装备机械传动系统中螺旋锥齿轮振动信号受复杂工况影响而呈现的非平稳与多模态特征, 现有方法难以充分挖掘跨模态互补信息, 导致智能诊断精度不足的问题, 提出一种基于物理信息引导的多模态时频特征融合网络。首先, 采用特征模态分解 (feature mode decomposition, 简称 FMD) 自适应提取故障敏感模态; 其次, 联合短时傅里叶变换 (short-time Fourier transform, 简称 STFT) 时频图与马尔可夫转移场 (Markov transition field, 简称 MTF) 状态转移特征图, 分别表征敏感模态的动态响应与状态演化规律; 最后, 通过交叉模态注意力机制与自适应加权策略实现多模态特征融合, 并引入多尺度融合模块以增强网络对空间分辨率的敏感性, 最终实现高精度故障模式识别。实验结果表明, 该方法在直升机螺旋锥齿轮箱实测数据集上的分类精度达到 99.44%, 相比基于 ConvNeXt 架构的卷积神经网络 (ConvNeXt based convolutional neural network, 简称 CCNN)、双重注意力增强 EfficientNet 网络 (dual attention enhanced EfficientNet network, 简称 DAEN) 等主流模型, 在分类稳定性与准确性方面均具有显著优势, 验证了其在航空齿轮故障诊断任务中的优异性能。

关键词 航空设备故障诊断; 特征模态分解; 多尺度融合; 特征融合; 短时傅里叶变换; 马尔可夫转移场

中图分类号 TH132

0 引言

直升机作为一种重要的航空运输与作战装备, 其安全性与可靠性直接关系到飞行任务的顺利完成^[1]。主减速器作为连接发动机与旋翼系统的核心传动装置, 承担着传递并降低发动机输出转速、增大扭矩的关键任务。主减速器内部包含多个关键齿轮机构, 其中螺旋锥齿轮箱因其高负载、高转速的工作特性, 更容易发生故障, 进而影响整机性能。因此, 针对螺旋锥齿轮箱的健康状态进行准确高效的故障诊断具有重要意义^[2]。

在数据驱动的机械故障诊断方法研究中, 传统方法通常包含特征提取与故障识别两个关键环节, 其核心在于从原始振动信号中提取具有判别性的故障特征, 以实现准确的故障分类。然而, 实测振动信号往往受到强噪声干扰和环境因素的影响, 若直接将其作为模型输入, 不仅需要构建更为复杂的网络架构来提取有效特征, 还会显著增加计算复杂度, 从而降低模型的工程适用性。近年来, 深度学习技术凭借其强大的特征自动提取与表征学习能力, 有效

解决了传统方法在故障特征提取方面的不足^[3]。Lü 等^[4]提出了一种结合去噪自编码器 (denoising auto-encoder, 简称 DAE) 与深度信念网络 (deep belief network, 简称 DBN) 的半监督故障诊断方法, 通过对航空发动机多个长时间序列状态参数进行处理, 实现其半监督故障诊断。Sadoughi 等^[5]设计了一种融合物理知识的卷积神经网络 (physics-constrained neural network, 简称 PCNN), 将轴承故障的物理特性融入网络结构, 以提升诊断准确性。此外, 研究者们尝试将深度学习与先进的信号处理方法相结合, 以实现输入数据的自适应特征提取。这类方法通常采用短时傅里叶变换^[6]、离散小波变换^[7]等时频分析技术对原始信号进行预处理, 有效抑制噪声干扰并压缩冗余信息, 从而增强故障特征的表达能力。然而, 现有方法存在明显局限性: 大多数模型未能充分利用多模态数据之间的互补关联, 导致其在复杂工况下的诊断适应性和泛化性能受到制约。

为突破这一技术瓶颈, 多模态信息融合方法逐渐发展成为故障诊断领域的重要研究方向。通过深度挖掘不同模态数据间的协同表征能力, 该方法为

* 国家自然科学基金资助项目 (52372430); 中国航空科学基金资助项目 (20230033052002); 上海市人工智能促进科研范式改革、赋能学科跃升计划专项基金资助项目 (2024AI005)

收稿日期: 2025-09-15; 修回日期: 2025-11-03

解决单模态方法的固有局限提供了新的思路。Fu等^[8]将多传感器数据进行图像编码后特征融合,并输入残差网络进行故障诊断。Liu等^[9]将多传感器时间序列转换为时频图,利用超像素构建图节点,通过颜色和纹理特征进行图形化,再输入残差网络实现健康状况识别。Wang等^[10]等通过无监督特征融合实现不同模态间的特征交互,并创建多个内存库进行决策级融合,以减少信息丢失。然而,现有多模态融合方法多针对稳定载荷或恒速工况下的旋转机械,其特征提取与融合过程通常假设各模态信号具有较强的时序一致性与频谱稳定性。在航空齿轮传动系统中,由于运行环境具有高转速、高载荷和强非平稳性等特征,振动信号呈现出显著的非线性耦合与频带漂移,不同模态特征在时频域中表现出复杂的异质性与尺度差异。这些特性使得传统多模态方法难以实现有效的特征对齐与跨模态关联建模,易导致关键信息缺失或模态冗余,从而削弱故障识别的准确性与稳定性。虽然多模态融合能够在一定程度上提升机械故障诊断性能,但其在复杂航空工况下仍面临显著挑战。具体而言,如何在高负载、非平稳工况中有效利用不同模态间的互补信息,同时消除其时序维度与特征尺度的不一致性对诊断结果的影响,已成为制约多模态故障诊断技术应用于航空装备领域的关键问题。

笔者提出了一种基于多模态时频特征融合的智能航空齿轮故障诊断网络。首先,通过特征模态分解技术结合有限脉冲响应滤波器组,实现振动信号中故障敏感成分的自适应提取;其次,构建STFT时频图和MTF状态转移图的双模态表征,利用交叉模态自注意力机制深度融合时频特性与状态演化规律,挖掘二者之间的内在关联,并通过可学习的注意力权重自适应地调整各模态的重要性;最后,采用多尺度融合模块对不同分辨率的特征进行有效整合,实现对直升机螺旋锥齿轮箱故障模式的精准识别。

1 基本原理

1.1 特征模态分解

FMD的核心思想是采用汉宁窗初始化有限脉冲响应(finite impulse response,简称FIR)滤波器组,并根据预设的模态数和滤波器长度进行迭代优化。在每次迭代中,滤波器通过卷积运算提取信号的分解模态,同时借助基于信号自相关谱的周期估

计,自适应地更新滤波器系数^[11]。图1为特征模态分解流程图。

在FMD中,CK被用作更新FIR滤波器系数的目标函数,同时也作为分解方向,从而能够在缺乏故障周期信息的情况下实现最优滤波器设计。该过程受反卷积理论启发,通过迭代更新滤波器系数,使滤波后的信号尽可能逼近反卷积目标函数。为实现汉宁窗初始化,首先将原始信号的频带均匀划分为若干子段。

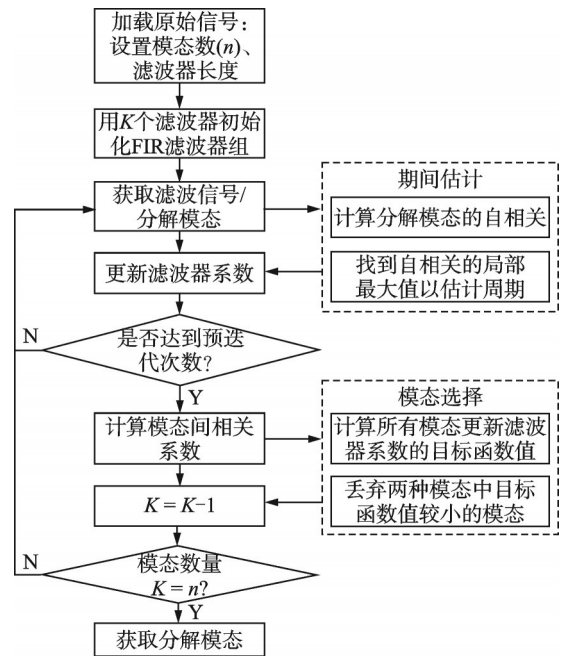


图1 特征模态分解流程图

Fig.1 Feature mode decomposition flow chart

将长度为 n 的原始信号标记为 $x(n)$,则FMD可看作是求一个约束问题的解,表示为

$$\arg \max \left\{ \text{CK}_M(\mathbf{u}_k) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M u_k(n - mT_s) \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N u_k(n)^2 \right)^{M+1}} \right\} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } u_k(n) = \sum_{l=1}^L F_k(l) x(n - l + 1)$$

其中: $\mathbf{u}_k$ 为分解模态矩阵; $u_k(\cdot)$ 为第 k 阶分解模态的分量; F_k 为第 k 个FIR滤波器,其长度为 L ; T_s 为使用样本数测量的输入周期; M 为移位阶数。

通过迭代特征值分解算法求解式(1)中的约束问题,其中分解模态的CK可表示为

$$\text{CK}_M(\mathbf{u}_k) = \frac{\mathbf{f}_k^H \mathbf{X}^H \mathbf{W}_M \mathbf{X} \mathbf{f}_k}{\mathbf{f}_k^H \mathbf{X}^H \mathbf{X} \mathbf{f}_k} = \frac{\mathbf{f}_k^H \mathbf{R}_{\text{XWX}} \mathbf{f}_k}{\mathbf{f}_k^H \mathbf{R}_{\text{XX}} \mathbf{f}_k} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{R}_{\text{XWX}}$ 和 $\mathbf{R}_{\text{XX}}$ 分别为加权相关矩阵和相关矩阵; $\mathbf{X}$ 为原始信号构成的输入矩阵; $\mathbf{W}_M$ 为用于控制加权

相关矩阵的中间变量; $f_k=[F_k(1), F_k(2), \dots, F_k(K)]^T$,为第 k 个FIR滤波器的系数向量; H 表示共轭转置运算。

对 $CK_M(u_k)$ 关于滤波器系数进行最大化求解时,可将其转化为如下广义特征值问题。此时,最大特征值 λ 所对应的特征向量为最优滤波器系数向量,即

$$R_{XWX}f_k = R_{XX}f_k\lambda \quad (3)$$

因此在迭代过程中,第 k 个滤波器系数将由式(3)的解更新,使其不断逼近设定目标。

1.2 交叉注意力机制

交叉注意力机制是自注意力机制的一种特殊形式,该机制涉及两种不同的特征向量序列,且不局限于同一模态,但二者维度相同^[12]。其核心思想是通过动态计算一个序列(目标序列)对另一序列(源序列)的依赖权重,实现跨序列的特征融合,并自适应地聚焦于源序列中与目标序列相关的部分,具体步骤如下。

1) 设源序列 $X \in \mathbb{R}^{m \times d}$,目标序列 $Y \in \mathbb{R}^{n \times d}$,其中: m 和 n 分别为各自序列的长度; d 为特征维度。目标序列 Y 生成查询向量 YW_{Query} , $W_{\text{Query}} \in \mathbb{R}^{d \times d_k}$,源序列 X 生成键向量 XW_{Key} , $W_{\text{Key}} \in \mathbb{R}^{d \times d_k}$ 和值向量 XW_{Value} , $W_{\text{Value}} \in \mathbb{R}^{d \times d_k}$ 。其中: W_{Query} 、 W_{Key} 和 W_{Value} 为可学习权重矩阵。

2) 通过缩放点积计算目标序列对源序列的注意力分布。

2 故障诊断模型

2.1 多模态特征融合模块

在多模态特征融合模块中,引入交叉注意力机制来捕捉不同模态之间的相互依赖关系,这不仅使网络能够学习跨模态的局部特征与相似性,还能使每个单一模态受益于辅助模态提供的补充信息。通过选取一种时频图作为辅助模态,分析2种特征间的相似性,进一步细化另一模态的特征。

1) 将添加位置嵌入的STFT模态标记 β_s 投影到2个独立的向量 V_s 和 K_s 上,且 $V_s, K_s \in \mathbb{R}^{HW \times C}$,分别计算值向量(V)和键向量(K)。其中:上标 H 和 W 分别为特征图的高度和宽度; HW 表示特征图展开后的空间位置数; C 为每个位置的通道特征维度;下标 S 表示短时傅里叶变换。同时,将MTF模态的标记 β_M 投影到另一个独立的向量 $Q_M \in \mathbb{R}^{HW \times C}$,计

算查询向量(Q)。计算方程为

$$\begin{cases} V_s = \beta_s W_{\text{Value}} \\ K_s = \beta_s W_{\text{Key}} \\ Q_M = \beta_M W_{\text{Query}} \end{cases} \quad (4)$$

2) 采用点积运算建立相关矩阵,并使用softmax函数对相关系数进行归一化处理,以度量不同模态特征之间的相似性。将相关性矩阵与向量 V_s 相乘得到向量 Z_s ,该向量利用不同模态之间的相似性完善了STFT图像特征。值得注意的是,本模块采用的改进型交叉注意力机制仅使用辅助模态的查询向量来计算模态间的相关性,从而有效降低了计算复杂度和参数数量。图2为多模态特征融合框架图。

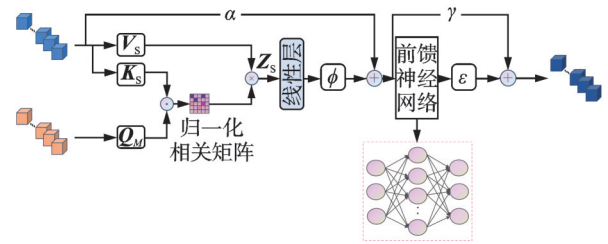


图2 多模态特征融合框架图

Fig.2 Multimodal feature fusion framework diagram

2.2 多尺度融合模块

融合后的特征表示来自不同层次,且在特征维度和尺度上并未完全对齐。因此,为了保证多模态特征融合过程中信息的完整性、减少信号中的噪声干扰并加强特征的稳定性,引入设计的多尺度融合模块。模块中的上采样操作采用双线性插值方法,将原始特征图的每个像素值按比例映射到输出特征图对应的每个像素。通过对输入特征图中4个邻近像素 $(x_1, y_1), (x_1, y_2), (x_2, y_1)$ 和 (x_2, y_2) 进行加权平均,得到目标像素的值 $p(\hat{x}, \hat{y})$,计算过程为

$$h_1 = I(x_1, y_1)(x_2 - \hat{x}) + I(x_2, y_1)(\hat{x} - x_1) \quad (5)$$

$$h_2 = I(x_1, y_2)(x_2 - \hat{x}) + I(x_2, y_2)(\hat{x} - x_1) \quad (6)$$

$$p(\hat{x}, \hat{y}) = h_1(y_2 - \hat{y}) + h_2(\hat{y} - y_1) \quad (7)$$

其中: $(\hat{x}, \hat{y})$ 为目标像素的坐标; $I(x_i, y_i)$ 为输入特征图中像素点 (i, j) 的值。

通过水平插值和垂直插值的组合运算,可计算出上采样后的目标像素值。该双线性插值上采样方式能够有效平滑低分辨率特征图,避免简单尺寸扩展带来的图像模糊和信息丢失;同时,通过加法操作将不同分辨率的特征进行融合,使网络能够利用多尺度特

征信息,从而提升模型对不同尺度目标的识别能力。

2.3 模型故障诊断流程

图 3 为基于多模态时频特征融合故障诊断模型框架。该方法的具体步骤如下:

- 1) 信号预处理,将采集到的振动信号数据输入有限脉冲响应数字滤波器组,对每个数据段进行模态分解,保留与故障特征相关性最强的 5 个模态分量;
- 2) 将分解后的故障模态分别输入 STFT 分支

和 MTF 分支中进行时频分析和图像转换处理,得到包含故障特征信息的时频图像;

- 3) 将各分支中卷积层 3 和卷积层 4 提取的特征进行特征融合,利用交叉注意力机制捕捉不同模态特征之间的关联性;
- 4) 将融合后的多尺度特征通过横向连接映射到统一的通道数,采用双线性插值进行上采样操作,将低分辨率的特征图调整到与高分辨率特征图相同的空间大小进行相加,最终通过构建的分类器实现航空螺旋锥齿轮箱的故障诊断。

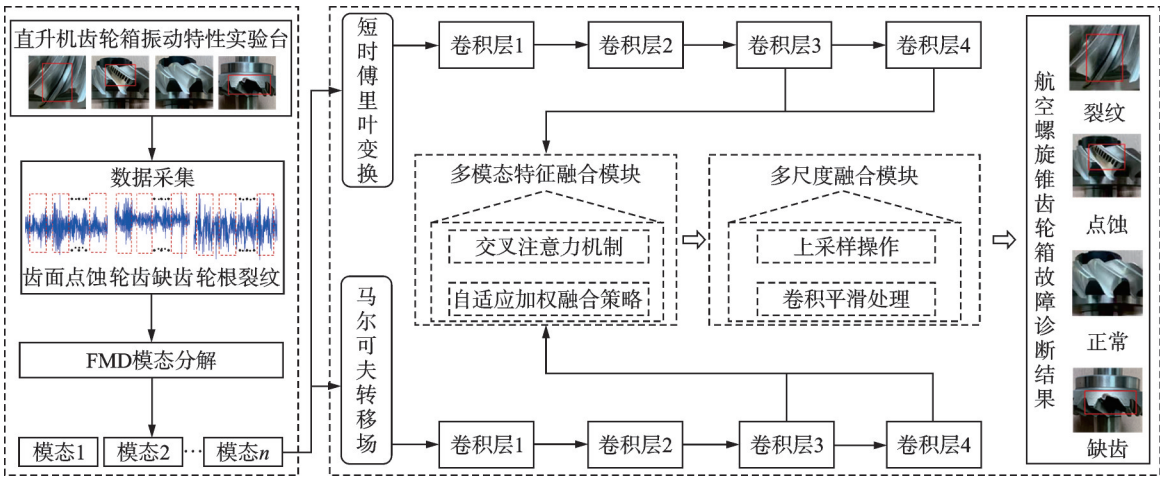


图 3 基于多模态时频特征融合的故障诊断模型框架

Fig.3 Fault diagnosis model framework based on multimodal time-frequency feature fusion

3 实验验证

3.1 数据采集

直升机齿轮箱作为航空传动系统的关键部件,其运行状态直接关系到飞行安全。直升机在复杂气动载荷和变转速工况下运行,其齿轮箱内部的振动信号呈现出强非平稳性、耦合性和多源干扰特征,这对故障特征提取与识别提出了更高要求。为了在实验环境下重现直升机传动系统的动态特性,并验证所提方法在真实工程场景中的有效性,笔者搭建了如图 4 所示的直升机齿轮箱振动特性仿真实验台,用以模拟螺旋锥齿轮箱在多工况下的运行特征。实验台主要由驱动电机、螺旋锥齿轮箱、行星齿轮箱、磁粉制动器、扭矩传感器,实验平台控制系统、传感器、数据采集仪器及电脑组成。

为模拟齿轮箱在实际服役过程中可能出现的故障,在螺旋锥齿轮上人工设置了 3 种典型故障:齿根裂纹、齿面点蚀和齿轮缺齿。加上正常状态,共包含 4 种状态。齿轮故障状态如图 5 所示。

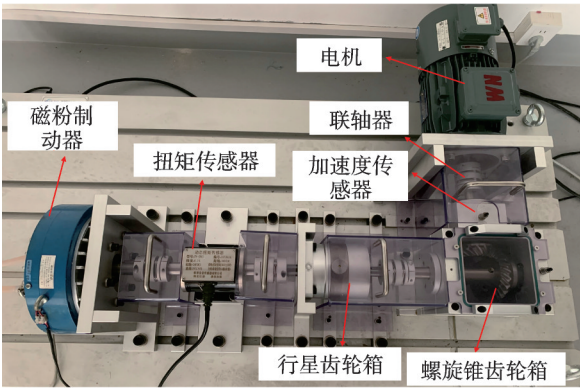


图 4 直升机齿轮箱振动特性仿真实验台

Fig.4 Helicopter gearbox vibration characteristics simulation test bench

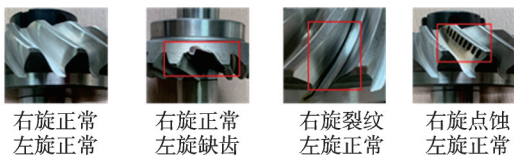


图 5 齿轮故障状态

Fig.5 Gear fault status

在数据采集阶段,采用 YX-1182 压电加速度传感器采集螺旋锥齿轮箱的振动信号,通过多通道信号采集仪连接计算机进行数据采集,采样频率为 8 kHz。为模拟实际非平稳工况,在运行过程中对转速与负载施加小范围波动,转速为 $(1\,500\pm 50)$ r/min,负载为 (20 ± 2) N·m。通过多次试验,共获得 1 440 组不同状态下的振动数据,每种状态包含 360 组数据。螺旋锥齿轮数据集如表 1 所示。

表 1 螺旋锥齿轮数据集		
Tab.1 Spiral bevel gear dataset		
齿轮故障模式	训练集样本数	测试集样本数
轮根裂纹	300	60
齿面点蚀	300	60
轮齿缺齿	300	60
正常状态	300	60

3.2 实验指标

选取准确率(AR)、精确度(PR)、召回率(RE)以及 F1 分数作为评价指标,从不同角度评价所提出网络的诊断性能,计算式分别为

$$AR = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(8)

$$PR = \frac{TP}{TP + FP}$$

(9)

$$RE = \frac{TP}{TP + FN}$$

(10)

$$F1 = \frac{2 \times PR \times RE}{PR + RE} \times 100\%$$

(11)

其中:TP,TN,FP,FN 分别代表真正例、真负例、假正例以及假负例。

3.3 实验结果与分析

3.3.1 信号处理及分析

本研究采用基于特征模态分解与双模态图像转换的振动信号处理方法,具体步骤如下。

1) 通过特征模态分解技术将原始加速度信号分解为若干具有代表性的故障模态分量。其中:模态数量 n 设为 5;FIR 滤波器组分段数设为 5~10,以保证故障信息完整提取并兼顾计算效率。

2) 采用互补的时频分析方法对筛选后的模态分量进行处理。一方面,采用基于 STFT 的时频分析方法实现对非平稳振动信号的时频联合表征;另一方面,通过马尔可夫转移矩阵方法构建了信号状态转移的时空演化模型。这 2 种转换方式相辅相

成,共同构建了振动信号的二维特征表征,为后续深度神经网络提供了有效的输入特征。

齿轮故障特征表征结果如图 6 所示。

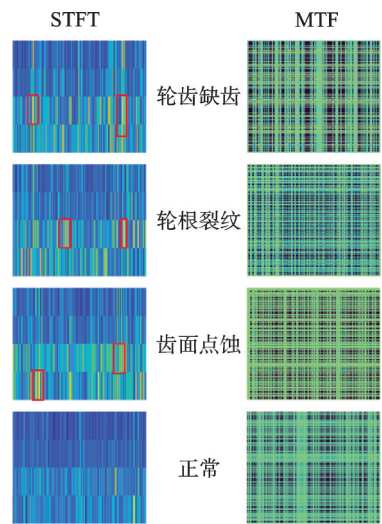


图 6 齿轮故障特征表征结果
Fig.6 Gear fault characterization results

STFT 时频图像中呈现的周期性高能量集中条纹特征,清晰表征了冲击性故障的典型时频分布模式;同时,MTF 图像中规则排列的条纹结构和周期性高亮区域刻画了齿轮系统的状态转移动力学特性。这 2 种互补的图像特征分别从时频能量分布和状态演化规律 2 个维度,为齿轮早期故障的智能诊断提供了多角度的可靠依据。

3.3.2 消融实验

为评估每一部分模块组件对总体模型分类性能的贡献,笔者进行了消融实验并设计了 3 种模型变体,分别为:所提模型的 STFT 图像分类分支(STFTNet)、所提模型的 MTF 图像分类分支(MTFNet)以及特征拼接网络(feature concatenation network,简称 FCNet),用其取代多尺度融合模块。表 2 为消融模型分类精度。

表 2 消融模型分类精度			
Tab.2 Ablation model classification accuracy %			
模型	最大准确率	最小准确率	平均准确率
所提方法	99.58	99.17	99.44
STFTNet	93.33	91.25	92.64
MTFNet	95.42	93.75	94.31
FCNet	96.67	95.83	96.25

消融模型性能比较如图 7 所示。实验结果表明,STFTNet 利用 STFT 图像对原始振动信号的时频分布进行建模并分类,虽然能够较好地捕捉信号

中的时变频率信息,模型的平均分类准确率达到 92.64%,但整体波动性较大,说明该模态在复杂工况或特征模糊情况下的泛化能力存在不足。MTF-Net作为单分支模型,依赖马尔可夫转移场图像在一定程度上捕获了信号在状态空间中的演化模式,其性能较 STFTNet 有所提升,但仍显著低于所提方法,表明该模态同样无法独立覆盖全部判别信息。因此,单一模态往往只能捕捉部分故障特征,难以提供具有足够判别性的信息,导致后续特征提取网络无法有效区分不同故障模式的关键特征。FC-Net在结构上保留了 STFT 和 MTF 两个分支,并将特征融合模块处理后的特征图直接拼接,平均诊断准确率为 96.25%。该结构的准确率明显高于两个单模态模型,说明不同模态间确实存在互补信息,结合两种模态的优势可为模型的故障诊断性能带来一定提升。然而,该结构未能捕获不同尺度特征图之间完整且丰富的空间信息和语义信息,融合效果存在瓶颈,模型难以充分挖掘深层交互特性。这一分析强调了将多尺度融合模块加入所提方法中的重要性。相比之下,笔者所提方法能够同时兼顾局部细节与全局上下文信息,在各项评价指标上均大幅超越其他消融模型,平均准确率达 99.44%,表现出出色的诊断性能与稳定性。

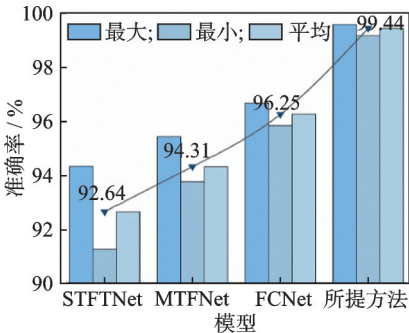


图 7 消融模型性能比较
Fig.7 Ablation model performance comparison

3.3.3 模型比较结果与分析

为全面评估所提方法的有效性和可靠性,本研究选取 5 种具有代表性的智能故障诊断模型进行对比,包括:CCNN^[13]、移动 Transformer 故障诊断模型(fault diagnosis mobile transformer,简称 FDMT)^[14]、多尺度卷积密集网络模型(multi-level causality detection network,简称 MCDN)^[15]、变分模态分解-残差网络模型(variational mode decomposition- residual network,简称 VRNet)^[16]以及 DAEN^[17]。为了保持实验的公平性,所有对比方法在初始训练阶段都采

用相同的训练配置与超参数,以确保相同的起点。各模型诊断性能对比如表 3 所示。

表 3 各模型诊断性能对比
Tab.3 Comparison of diagnostic performance of each model %

模型	准确率	精确度	召回率	F1 分数
所提方法	99.44±0.14	99.46±0.19	99.44±0.14	99.44±0.19
CCNN	97.92±0.84	97.95±0.66	97.91±0.84	97.92±0.68
FDMT	97.91±0.43	97.92±0.34	97.92±0.43	97.91±0.34
MCDN	98.06±0.27	98.11±0.17	98.05±0.27	98.06±0.19
VRNet	97.64±0.21	97.64±0.20	97.63±0.21	97.63±0.20
DAEN	98.19±0.63	98.23±0.51	98.19±0.63	98.18±0.49

通过实验结果可知:VRNet中采用的 VMD 方法在特征提取阶段难以合理设定模态个数与平衡参数,导致其分解的模态可能忽略故障频带,无法全面提取信号中的故障信息,因此分类效果较差。CCNN通过 ConvNeXt 模块从二维灰度图像中提取特征,但仅使用单模态图像作为输入,限制其在故障诊断中获得更优表现,与所提方法的准确率相差 1.52%。MCDN采用密集连接方式保证了特征在传递和融合过程中的充分性,同时引入多尺度特征提取,其精度与所提方法在准确率上仅相差 1.38%。DAEN引入空间注意力与通道注意力机制,FDMT结合了 CNN 和 Transformer 架构的优点,具有并行和全局感知能力,但因单模态表征的信息有限,后续特征提取网络无法捕获所有故障发生时产生的频带特征。所提方法的平均分类准确率较 DAEN 和 FDMT 分别提高了 1.25% 和 1.53%。各模型性能比较如图 8 所示。所提网络在分类任务中取得的准确率高于其他方法,表现出优异的识别性能。值得注意的是,虽然所提方法与部分诊断模型的整体准确率差距相对有限,但在复杂工况及多源干扰条件下,其诊断结果的稳定性和鲁棒性表现更为突出。

为了深入评估模型的特征学习能力,采用 t 分布随机邻近嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding,简称 t-SNE)^[18]算法对深层特征空间进行可视化分析。6 种方法在测试集上的特征可视化结果如图 9 所示。可以看到,所提方法具有以下优势:①提取的特征在低维嵌入空间中呈现出最优的类内聚集性和类间分离度,能够准确区分 3 种典型故障类型,即轮齿裂纹、齿面点蚀和齿轮缺齿;②各类别簇间边界清晰可辨,各簇中心间距显著大于其他方法;③同类样本的特征分布具有更高的密度和更小的方差,表明特征提取具有更强的鲁棒性。以上可视化

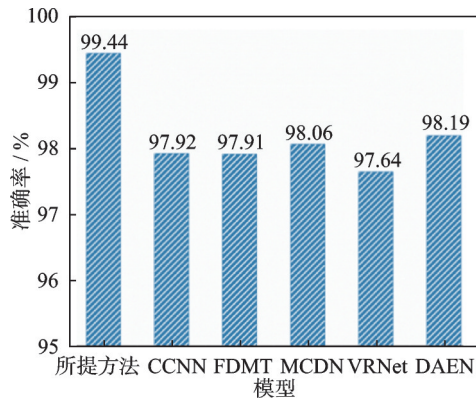


图8 各模型性能比较

Fig.8 Performance comparison of each model

证据表明,笔者提出的多模态融合机制与自适应特征学习策略能够有效提取具有强判别性的故障特征,显著提升模型在复杂工况下的分类性能。

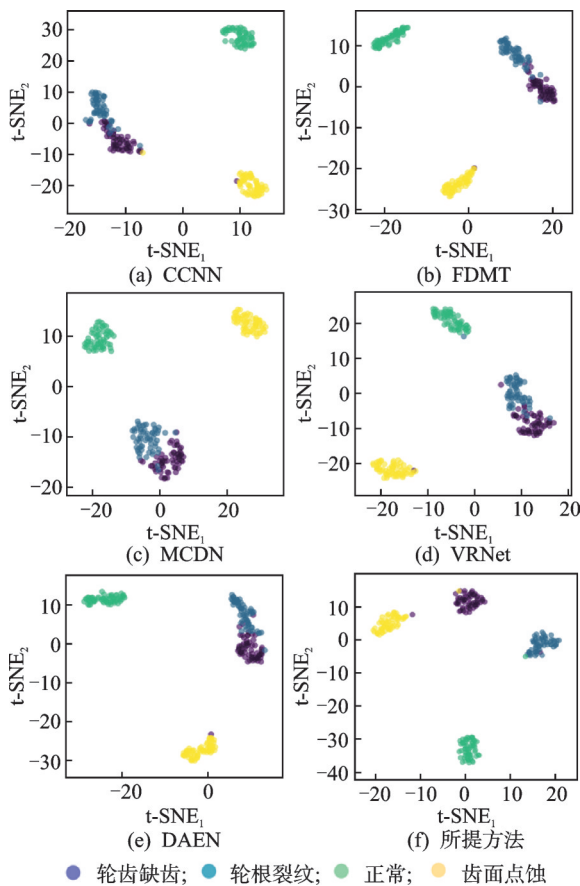


图9 特征可视化结果

Fig.9 Feature visualization results

4 结论

1) 本研究提出了一种面向航空齿轮故障诊断的多模态时频特征融合方法。针对航空螺旋锥齿轮在严苛工况下故障特征复杂、特征模态差异显著的

问题,该方法通过多模态特征融合策略,在保证高准确率的同时,增强了模型对复杂振动模式的鲁棒性与泛化能力。与对比方法相比,提出模型的分类精度达到 $(99.44 \pm 0.14)\%$,能够充分利用不同模态的互补信息,实现更稳定、可靠的故障识别,为航空齿轮箱健康监测提供了一种可行的智能诊断方案。

2) 采用基于特征模态分解与有限脉冲响应滤波器组的信号预处理策略,自适应提取故障敏感特征,有效抑制了噪声干扰。设计双分支特征提取架构,分别通过STFT和马尔可夫转换场,从时频特性与状态转换2个维度全面表征齿轮故障。引入可学习交叉注意力机制,实现多模态特征的自适应加权融合。结合多尺度融合模块,进一步提升网络对复杂故障模式的分层识别能力。

3) 基于所提方法的实验结果和泛化性考虑,未来的研究方向可引入更多类型的传感器数据和特征模态,进一步优化模态选择与自适应加权策略,以增强对复杂故障的捕捉能力。此外,研究轻量化网络结构与诊断结果可解释性,有助于提升方法在资源受限环境中的可部署性和工程应用价值,为航空齿轮箱健康监测提供更全面的智能化解决方案。

4) 直升机传动系统中的螺旋锥齿轮箱具有高转速、高载荷、复杂啮合关系以及强耦合振动等特点,其故障演化机理与一般工业齿轮箱存在显著差异。因此,将所提出的多模态融合方法用于直升机齿轮箱故障诊断,既能验证模型在复杂航空传动场景中的鲁棒性与泛化性,也为直升机动力传动系统的健康监测与状态评估提供了新的工程参考思路。

参 考 文 献

- [1] 万安平,龚志鹏,王景霖,等.多工况直升机附件齿轮箱振动故障诊断[J].振动、测试与诊断,2024,44(2): 246-252.
WAN Anping, GONG Zhipeng, WANG Jinglin, et al. Vibration fault diagnosis of helicopter accessory gearbox under multiple working conditions[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(2): 246-252. (in Chinese)
- [2] HU Y J, GUO R, WANG H, et al. Gear-fault monitoring and digital twin demonstration of aircraft engine based on piezoelectric vibration sensor for engine health management[J]. Nano Energy, 2025, 133: 110448.
- [3] 孙灿飞,王友仁,夏裕彬.基于SCAE-ACGAN的直升机行星齿轮裂纹故障诊断[J].振动、测试与诊断,2021,41(3): 495-502.

- SUN Canfei, WANG Youren, XIA Yubin. Helicopter planetary gear crack fault diagnosis based on SCAE-ACGAN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 495-502. (in Chinese)
- [4] LÜ D F, WANG H W, CHE C C. Semi-supervised fault diagnosis of aeroengine based on denoising autoencoder and deep belief network[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2022, 94(10): 1772-1779.
- [5] SADOUGHI M, HU C. A physics-based deep learning approach for fault diagnosis of rotating machinery[C]//IECON 2018-44th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Washington, DC, USA: IEEE, 2018: 5919-5923.
- [6] ZHANG B L, WAN S T, ZHAO X Y, et al. Instantaneous rotational frequency estimation and fault diagnosis for rotating machinery based on multi-component short-time Fourier transform[J]. Measurement, 2025, 253: 117565.
- [7] 栾孝驰, 李彦微, 徐石, 等. 基于小波包变换与CEEMDAN的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(5): 154-168.
- LUAN Xiaochi, LI Yanzhi, XU Shi, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on wavelet packet transform and CEEMDAN[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(5): 154-168. (in Chinese)
- [8] FU W L, YANG K, WEN B, et al. Rotating machinery fault diagnosis with limited multi-sensor fusion samples by fused attention-guided wasserstein GAN[J]. Symmetry, 2024, 16(3): 285.
- [9] LIU J Y, XIE F Q, ZHANG Q, et al. A multisensory time-frequency features fusion method for rotating machinery fault diagnosis under nonstationary case[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(7): 3197-3217.
- [10] WANG Y, PENG J L, ZHANG J N, et al. Multimodal industrial anomaly detection via hybrid fusion[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2023: 8032-8041.
- [11] MIAO Y H, ZHANG B Y, LI C H, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 1949-1960.
- [12] GAO Z K, WANG Y X, LI X M, et al. Twins transformer: rolling bearing fault diagnosis based on cross-attention fusion of time and frequency domain features[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(9): 096113.
- [13] ZHANG W B, LIN T J, WANG H Q, et al. ConvNeXt-CNN based intelligent fault diagnosis method for rotating equipment[C]//2022 International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the era of Artificial Intelligence (ICSMD). Harbin, China: IEEE, 2022: 1-6.
- [14] MU H N, ZENG X Y, LIU W, et al. Improved mobile-vit model and its application in rolling bearing fault diagnosis[C]//2024 6th International Conference on System Reliability and Safety Engineering (SRSE). Hangzhou, China: IEEE, 2024: 308-315.
- [15] LI X Y, LEI Z, WEN G, et al. Intelligent fault diagnosis with multi-scale convolutional dense network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2184(1): 012009.
- [16] LIN S L. Application combining VMD and ResNet101 in intelligent diagnosis of motor faults[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6065.
- [17] HU B B, TANG J H, WU J M, et al. An attention Efficient Net-based strategy for bearing fault diagnosis under strong noise[J]. Sensors, 2022, 22(17): 6570.
- [18] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(11): 2579-2605.



第一作者简介:胡铖,男,2002年5月生,硕士。主要研究方向为机械故障诊断及模式识别。

E-mail:279575387@qq.com

通信作者简介:孙灿飞,男,1979年3月生,博士、教授。主要研究方向为航空装备故障诊断与健康管理。

E-mail:38220001@sues.edu.cn