# 航空发动机调制信号的坐标注意力时频特征增强方法

张晗[1,2]，李丹[1]，杜朝辉[3]，马猛[4]

（1. 长安大学机械工程与智能装备学院，710064，西安；2. 长安大学道路施工技术与装备教育部重点实验室，710064，西安；3. 西北工业大学航海学院，710072，西安；4. 西安交通大学机械工程学院，710049，西安）

**摘要**：针对航空发动机行星齿轮调制信号在噪声背景下存在时频脊线模糊、弱调制特征易淹没的问题，提出了一种基于坐标注意力机制的轻量化时频特征增强网络模型（TF_CoordAtt）。以短时傅里叶变换（STFT）时频图为输入，构建时频去噪-坐标注意力增强两阶段网络结构，利用深度可分离卷积与双尺度空洞卷积提取多尺度时频特征，并结合坐标注意力机制分别沿时间轴与频率轴编码方向位置信息，实现对调制脊线及故障敏感区域的自适应增强。为保持增强后时频结构连续性，设计基于时间-频率方向一阶梯度约束的结构保持损失函数，减弱了脊线断裂与局部模糊现象。调幅调频仿真实验结果表明：TF_CoordAtt网络在低参数量条件下，峰值信噪比达到19.87 dB，且能够获得连续清晰的时频脊线；与ResNet-6网络相比，模型参数量由11.6万减少至2.6万，体现出较好的轻量化与训练效率优势。航空发动机齿轮毂试验结果进一步验证了该方法对啮合频率及故障调制边频结构的有效增强能力。

**关键词**：航空发动机行星齿轮；调制信号；时频特征增强；坐标注意力

**中图分类号**：V233.1+4 **文献标志码**：A

**DOI**：10.7652/xjtuxb202611020 **文章编号**：0253-987X(2026)11-0224-12

# A Coordinate Attention-Based Time-Frequency Feature Enhancement Method for Modulated Signals of Aero-Engines

ZHANG Han[1,2], LI Dan[1], DU Zhaohui[3], MA Meng[4]

(1. School of Mechanical Engineering and Intelligent Equipment, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. Ministry of Education Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 3. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 4. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract**: To address the problems that under noisy conditions, time-frequency ridges are blurred and weak modulation features are easily submerged in noise when modulated signals of aero-engine planetary gears are processed, a lightweight time-frequency feature enhancement network based on coordinate attention, termed TF_CoordAtt, is proposed. The proposed method takes short-time Fourier transform (STFT) time-frequency representations as input and constructs a two-stage framework consisting of time-frequency denoising and coordinate-attention-based enhancement. Depthwise separable convolutions and dual-scale dilated convolutions are employed to extract

收稿日期：2026-03-05。 作者简介：张晗（1989—），女，副教授，博士生导师。 基金项目：国家自然科学基金资助项目（52275085，52575140）；陕西省重点研发计划资助项目（2024GX-YBXM-265）。
网络出版时间：2026-06-10 网络出版地址：https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20260610.1111.002

multi-scale time-frequency features, while the coordinate attention mechanism encodes directional positional information along both temporal and frequency axes to adaptively enhance modulation ridges and fault-sensitive regions. To maintain the continuity of the enhanced time-frequency structure, a structure-preserving loss function based on the first-order gradient constraint along the temporal and frequency directions is designed, effectively alleviating ridge discontinuities and local blurring artifacts during enhancement. Experimental results on amplitude-and frequency-modulated simulated signals demonstrate that TF_CoordAtt achieves a peak signal-to-noise ratio of 19.87 dB with a lightweight architecture while producing clearer and more continuous time-frequency ridges. Compared with the ResNet-6 network, the proposed method reduces the number of model parameters from 116 000 to 26 000, exhibiting notable advantages in lightweight design and training efficiency. The experimental results on an aero-engine gear hub further validate the effectiveness of the proposed method in enhancing the meshing frequency and the fault modulation sideband structure.

**Keywords**: aero-engine planetary gear; modulated signal; time-frequency feature enhancement; coordinate attention

航空发动机作为关键安全部件，长期在极端工况下运行，失效风险显著增加。由于发动机维护费用达到了总维护支出的 35%～40%，因此开展发动机预测性维护对于保障飞机运行安全与提升经济性具有重要意义[1]。然而，在某型号发动机减速器行星齿轮传动系统中，齿轮毂裂纹故障激发的周期性脉冲力与振动时变传递路径共同作用，使得啮合振动呈现多源耦合的幅度-频率调制特性，进而在频域中形成复杂的边带结构。发动机动态工况下噪声背景强，通常掩盖着故障调制特征，从而显著降低了减速齿轮裂纹故障特征提取与诊断的精度[2]。

在非平稳的调幅调频特征表示和提取方面，时频分析技术是最有效的手段之一。Sun 等[3]针对传统模态分解难以抑制故障特征频带内噪声的问题，提出差分时频模式分解(DTFMD)方法，通过引入正常信号参考与凸优化策略，实现了敏感成分、参考成分与噪声的有效分离。陈江涛等[4]针对强噪声条件下故障特征难以提取的问题，提出了一种融合包络与峭度的调和均值指标适应度函数的变分模态分解(HMI-POA-VMD)参数优化方法，通过多指标融合与智能优化显著提升了故障频率提取能力和抗噪声性能。然而，经验模态分解及其改进方法计算复杂、实时性受限；传统时频分析与模态分解方法在噪声抑制、频带内成分分离及计算效率方面存在局限，难以兼顾调幅调频特征的敏感性与工程实时性。

近年来，深度学习与时频分析的结合为特征提取方法提供了数据驱动的新思路。已有研究从时频表示建模、深度网络结构设计及特征融合等角度出发，提出了多种基于时频特征的信号检测[5-9]，包括融合物理可解释性的深度学习故障诊断方法研究[10-11]。Nguyen 等[12]将连续小波变换(CWT)生成的时频表征引入卷积神经网络(CNN)与三维卷积神经网络(3D-CNN)，实现了齿轮和机械故障的高精度分类。U-Net 及其变体(如 TFA-Net[13]、CTNet[14]、AMTFN[15]等)通过编码-解码结构，实现了时频特征的端到端增强与重建；CNN 与生成对抗网络(GAN)类模型(如 TFN[16]、WVD-Net[17])将时频分析视为图像处理问题，有效提升了去噪和特征表达能力。为增强模型对关键时频结构的建模能力，注意力机制逐渐被引入时频分析网络。相关研究通过在多尺度或多通道特征上引入自注意力或通道注意力，实现对不同时间与频率成分的自适应加权，有效突出了故障敏感特征并抑制冗余噪声，提升了时频特征的判别性与鲁棒性[18]。然而，这类方法通常依赖较为复杂的网络结构。例如，邓飞跃等[19]通过将尺度感知调制机制引入 Swin Transformer 网格，实现了轴承故障特征的多尺度建模，尽管其采用了轻量化设计，但仍涉及多尺度特征建模与注意力机制的协同设计，增加了网络结构设计的复杂性；Peng 等[20]提出了面向齿轮箱故障诊断分类任务的轻量化 Transformer 框架 YConvFormer，通过时频联合输入、通道注意力动态加权以及轴向增强广播注意力机制，提高了模型在噪声与变工况条件下的鲁棒性。自注意力生成对抗网络通过非局部注意力建模全局特征相关性，但计算复杂度较高。相比之下，坐标注意力在保留通道注意力能力的同时，能将位置信息沿时间与频率方向分别编码，以更低的计算代价增强关键时频区域特征。对于高分辨率时频

矩阵，坐标注意力无需对完整时频平面进行显式相关性计算，更适用于兼顾时频分辨率、计算效率与工程部署需求的时频分析任务。

航空发动机健康监测通常需要长期在线运行，并受到机载计算资源、存储容量及实时处理能力的限制。因此，本文在保证增强性能的前提下，通过深度可分离卷积等结构降低参数量和计算量，使模型更适用于嵌入式设备和实时监测场景。

针对航空发动机调制信号时频去噪中存在的特征提取精度与模型轻量化难以兼顾的问题，本文设计了一种融合坐标注意力机制的轻量化时频去噪网络。该网络利用坐标注意力实现关键时频特征的自适应增强，在保证去噪性能的同时降低了模型参数量与计算开销。针对传统方法易破坏时频能量分布与调制结构的问题，提出一种基于一阶梯度约束的结构保持损失，通过约束时间与频率方向梯度一致性，增强了故障敏感时频边缘与调制特征的保持能力。

## 1 发动机行星齿轮振动信号模型

### 1.1 行星齿轮箱局部式故障模型

基于行星齿轮传动系统的振动机理，其振动信号通常表现为幅值调制(AM)与频率调制(FM)共存的非平稳信号特性[21]。假设局部故障发生在某个齿轮的轮齿上，只考虑局部故障点啮合点时产生的振动信号，暂时不考虑振动传递路径对信号的影响，行星齿轮振动信号 $x(t)$ 可建模为如下调幅调频(AM-FM)形式[22]

$$x(t)=\sum_{k=1}^{4}A_k(t)\cos(2\pi f_{c,k}t+\varphi_k(t))+n(t) \tag{1}$$

式中：$A_k(t)$ 为第 $k$ 个分量的瞬时幅值函数；$f_{c,k}$ 为载波频率；$\varphi_k(t)$ 为相位函数；$n(t)$ 为叠加的背景噪声。

$A_k(t)$ 和 $\varphi_k(t)$ 的计算式可分别写为

$$A_k(t)=\alpha_k[1+m_k\cos(2\pi f_m t)] \tag{2}$$

$$\varphi_k(t)=\beta_k\sin(2\pi f_m t+\varphi) \tag{3}$$

式中：$\alpha_k$ 为第 $k$ 个载波分量的幅值调制系数；$m_k$ 为幅值调制指数；$f_m$ 为局部故障齿轮的特征频调制频率；$\beta_k$ 为相位调制指数；$\varphi$ 为频率调制初相位。

仅考虑式(1)～式(3)的基频，即保留齿轮啮合频率及局部故障特征频率，振动信号模型可简化为

$$x(t)=[1-\cos(2\pi f_{ro,m}t)][1+\alpha\cos(2\pi f_m t+\varphi)]\cdot\cos[2\pi f_c t+\beta\sin(2\pi f_m t+\varphi)+\theta_1] \tag{4}$$

式中：右边第1项$[1-\cos(2\pi f_{ro,m}t)]$表征故障齿轮随旋转进入啮合区时产生的周期性幅值变化；右边第 2 项$[1+\alpha\cos(2\pi f_m t+\varphi)]$表征局部故障引起的幅值调制；$\theta_1$ 为载波初相位。若是太阳轮局部故障，$f_{ro,m}$ 为太阳轮旋转调幅，$f_m$ 为太阳轮故障调制频率；若是行星轮局部故障，$f_{ro,m}$ 为行星架旋转调幅频率，$f_m$ 为行星轮局部故障的调制频率。

### 1.2 行星齿轮箱分布式故障模型

分布式故障会引起啮合刚度的低频周期性变化，该变化将调制啮合振动的幅值和瞬时频率，此时的载波频率为齿轮啮合频率或其倍频，调制频率为故障齿轮的特征频率或其倍频[23]。因此，分布式故障下的振动信号可描述为典型的 AM-FM 形式，数学模型如下

$$x(t)=[1+A_s\cos(2\pi f_{s,m}t+\varphi_s)+A_p\cos(2\pi f_{p,m}t+\varphi_p)+A_r\cos(2\pi f_{r,m}t+\varphi_r)]\cdot\cos[2\pi f_c t+B_r\sin(2\pi f_{r,m}t+\varphi_r)+\theta] \tag{5}$$

式中：$f_{s,m}$、$f_{p,m}$、$f_{r,m}$ 分别为太阳轮、行星轮和齿圈的分布式故障特征频率；$\varphi_s$、$\varphi_p$、$\varphi_r$ 和 $\theta$ 为分布式故障的初始相位；$A_s$、$A_p$、$A_r$ 和 $B_r$ 为分布式故障引起的调幅调频强度。

综上所述，无论局部式故障还是分布式故障，行星齿轮箱振动信号均呈现复杂的调幅调频特性，故障特征深度耦合于调制信息中，使得调幅调频信号分析成为故障诊断的关键。然而，噪声干扰导致时频特征微弱模糊，严重制约着故障特征提取精度，亟需高性能的时频特征增强技术。

## 2 基于坐标注意力的时频增强网络

### 2.1 网络模型总架构

本文提出了一种面向噪声非平稳振动信号时频增强任务的轻量化深度网络结构，整体采用时频去噪-坐标注意力时频特征重构的分阶段设计思想。网络由时频去噪模块(Stage 1)和坐标注意力模块(Stage 2)两部分构成，其中 Stage 1 主要用于抑制背景噪声并提取初步时频特征，Stage 2 通过引入坐标注意力机制对关键时频区域进行增强重构。

### 2.2 时频表示尺寸统一与数据预处理

采用短时傅里叶变换(STFT)对振动信号进行时频分析，并将其作为网络输入特征。由于 STFT 在不同参数配置下生成的时频矩阵尺寸可能存在差异，为保证网络输入的一致性，引入基于双线性插值的尺寸统一模块。根据目标尺寸(理想时频标签维度)与原始时频图尺寸的比例关系，分别计算时间轴与频率轴方向的缩放因子；通过双线性插值方法对

新的像素位置进行强度估计，在保持时频能量分布与调制结构特征的前提下，实现时频表示的尺寸标准化。经上述处理后，网络输入为 STFT 时频表示的四维张量 $\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{B\times1\times H\times W}$，其中 $B$ 为批大小，通道数为 1，$H$、$W$ 分别为时频图的高度和宽度。网络的整体架构如图 1 所示。

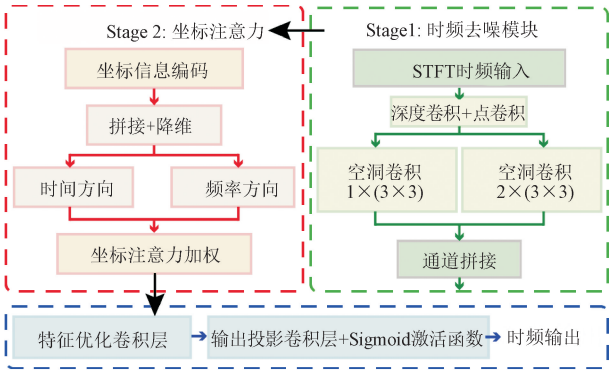



图 1　TF_CoordAtt 时频去噪网络结构

Fig. 1　TF_CoordAtt time-frequency denoising network structure

### 2.3　时频去噪模块

针对航空发动机减速器齿轮裂振动信号在时频域中呈现出的背景噪声、局部冲击特征弱化以及频带能量扩散等问题，在 Stage 1 模块设计了一种基于深度可分离卷积与空洞卷积融合的去噪模块。输入以 STFT 为时频特征的张量 $\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{B\times1\times H\times W}$，经过深度可分离卷积处理，采用 3×3 卷积核将第 $q$ 个深度卷积输出特征表示为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{dw}}^{q}(i,\ j)=\sum_{m=0}^{2}\sum_{n=0}^{2}\boldsymbol{K}_{\mathrm{dw}}^{q}(m,\ n)\cdot \boldsymbol{X}^{q}(i+m-1,\ j+n-1)+\boldsymbol{b}_{\mathrm{dw}}^{q}\tag{6}$$

式中：$(i,\ j)$ 为输出特征图的索引位置；$q\in\{1,\ 2,\ \cdots,\ Q\}$ 为通道索引，本文取值为 1；$\boldsymbol{K}_{\mathrm{dw}}^{q}\in\mathbf{R}^{3\times3}$ 为第 $q$ 个通道的深度卷积核；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{dw}}^{q}$ 为深度可分离卷积的偏置项。

时频去噪模块的目的在于显著降低参数量和计算复杂度的同时，实现对局部时频纹理的初步建模。随后，通过批归一化（BN）与 ReLU 激活函数得到激活后的特征图 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{act}}$，稳定特征分布并增强非线性表达能力。在此基础上，引入卷积核为 1×1 的点卷积对通道维度进行线性重组，实现跨通道信息交互；采用 1×1 卷积核逐点卷积，对不同通道特征进行线性组合，实现跨通道信息交互。将输入通道数 $Q$ 映射到输出通道数 $Q'(Q'=32)$，点卷积后第 $q'$ 个通道特征的计算式为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{pw}}^{q'}(i,\ j)=\sum_{q=1}^{Q}K_{\mathrm{pw}}^{q',q}\boldsymbol{X}_{\mathrm{act}}^{q}(i,\ j)+\boldsymbol{b}_{\mathrm{pw}}^{q'}\tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{K}_{\mathrm{pw}}^{q',q}\in\mathbf{R}$ 为连接第 $q$ 个输入通道到第 $q'$ 个输出通道的权重；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{pw}}^{q'}$ 为点卷积的偏置项。

为了增强网络对不同尺度冲击模式的感知能力，模块后续采用双分支空洞卷积结构，两条分支均使用卷积核为 3×3 的空洞卷积，通过不同感受野，对局部与相对全局时频模式并行建模如下

$$\boldsymbol{Y}(i,\ j)=\sum_{m=0}^{2}\sum_{n=0}^{2}\boldsymbol{K}(m,\ n)\boldsymbol{X}(i+dm-d,\ j+dn-d)+\boldsymbol{b}_{d}\tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{Y}$ 为输出特征图；$\boldsymbol{b}_{d}$ 为空洞卷积的偏置项；有效感受野为 $(2d+1)\times(2d+1)$，膨胀率 $d$ 分别设置为 $d=1,\ 2$。其中，$d=1$ 分支用于提取局部细节纹理，$d=2$ 分支用于扩大感受野并建模相对更大范围内的时频上、下文信息。两支输出在通道维度拼接，从而获得兼顾局部细节与多尺度上、下文的时频特征表示。

最终，双分支特征在通道维度进行拼接（Concat），得到兼顾局部细节与多尺度上、下文信息的时频特征表示 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}=[\boldsymbol{Y}_{1},\boldsymbol{Y}_{2}]$。该模块在保持结构简洁的前提下，有效抑制了随机噪声与背景干扰，可为后续注意力建模提供高的信噪比输入。

### 2.4　坐标注意力时频特征重构模块

为进一步突出齿轮裂纹故障在时频图中的方向相关性与能量聚集特征，在 Stage 2 模块中引入无残差结构的坐标注意力机制[24]。该模块以 Stage 1 模块输出的去噪特征张量 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}\in\mathbf{R}^{B\times48\times H\times W}$ 为输入，分别沿时间轴和频率轴执行全局平均操作，获得两个方向感知的一维嵌入特征，再分别沿时频图的高度（$H$）方向和宽度（$W$）方向进行全局平均池化，得到

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{H}}=\frac{1}{W}\sum_{i=1}^{W}\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}[:,\ :,\ :,\ i]\in\mathbf{R}^{B\times48\times H\times1}\tag{9}$$

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{W}}=\frac{1}{H}\sum_{j=1}^{H}\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}[:,\ :,\ j,\ :]\in\mathbf{R}^{B\times48\times1\times W}\tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}[:,\ :,\ :,\ i]$ 表示输入特征张量在宽度方向第 $i$ 个位置处的二维切片；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{out}}[:,\ :,\ j,\ :]$ 表示输入特征张量在高度方向第 $j$ 个位置处的二维切片。

对 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{H}}$ 进行转置处理，得到

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{H}}^{\mathrm{T}}=\mathrm{Permute}(\boldsymbol{X}_{\mathrm{H}})\in\mathbf{R}^{B\times48\times H\times1}\tag{11}$$

式中：Permute(·)表示张量维度重排操作，用于调整特征张量的排列顺序。

为实现时间与频率方向全局特征的联合建模，将转置后的时间与频率方向特征在空间维度进行拼接。通过特征拼接操作，可将两个方向的全局上、下

文信息整合到统一的特征表示中，为后续方向注意力权重学习提供输入。拼接后的特征表达式为

$$\boldsymbol{X}_{\text{cat}} = \text{Concat}(\boldsymbol{X}_{\text{H}}^{\text{T}}, \boldsymbol{X}_{\text{W}}) \in \mathbf{R}^{B\times 48\times 1\times (H+W)} \quad (12)$$

式中：Concat(·)为特征拼接操作，用于在指定维度上对多个特征张量进行连接。

通过卷积核为 1×1 卷积层将通道数从 48 压缩到 12，从而降低计算负担；再通过 BN 与 ReLU 激活，融合特征张量 $\boldsymbol{Z}$ 的表达式如下

$$\boldsymbol{Z} = \sigma(\text{BN}(\boldsymbol{W}_{\text{reduce}} * \boldsymbol{X}_{\text{cat}})) \in \mathbf{R}^{B\times 12\times 1\times (H+W)} \quad (13)$$

式中：$\sigma(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数；$\boldsymbol{W}_{\text{reduce}}$ 为卷积核为 1×1 卷积层的权重；* 表示 1×1 卷积运算。

将融合特征拆分为时间注意力分支与频率注意力分支，表达式为

$$\boldsymbol{Z}_{\text{H}} = \boldsymbol{Z}[:, :, :, :H] \in \mathbf{R}^{B\times 12\times H\times 1} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{Z}_{\text{W}} = \boldsymbol{Z}[:, :, :, H:H+W] \in \mathbf{R}^{B\times 12\times 1\times W} \quad (15)$$

式中：$\boldsymbol{Z}[:, :, :, H]$ 表示从 $\boldsymbol{Z}$ 中沿最后一维截取前高度方向特征部分；$\boldsymbol{Z}[:, :, :, W]$ 表示从 $\boldsymbol{Z}$ 中沿最后一维截取后宽度方向特征部分；$\boldsymbol{Z}_{\text{H}}$ 为频率方向分支；$\boldsymbol{Z}_{\text{W}}$ 为时间方向分支。

将 $\boldsymbol{Z}_{\text{H}}$ 转置回原来的方向，得到

$$\boldsymbol{Z}_{\text{H}}^{\text{T}} = \text{Permute}(\boldsymbol{Z}_{\text{H}}) \in \mathbf{R}^{B\times 12\times H\times 1} \quad (16)$$

对两个分支进行通道扩展与激活，得到

$$\boldsymbol{A}_{\text{H}} = \text{Sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\text{H}} * \boldsymbol{Z}_{\text{H}}^{\text{T}}) \in \mathbf{R}^{B\times 48\times H\times 1} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{A}_{\text{W}} = \text{Sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\text{W}} * \boldsymbol{Z}_{\text{W}}) \in \mathbf{R}^{B\times 48\times 1\times W} \quad (18)$$

式中：$\boldsymbol{A}_{\text{H}}$、$\boldsymbol{A}_{\text{W}}$ 分别为高度方向和宽度方向的注意力权重；Sigmoid(·)为激活函数。

最终，将输入特征与两个方向注意力权重进行逐元素相乘，实现对关键时频区域的自适应增强，得到坐标注意力输出特征

$$\boldsymbol{X}_{\text{att-out}} = \boldsymbol{X}_{\text{out}} \otimes \boldsymbol{A}_{\text{H}} \otimes \boldsymbol{A}_{\text{W}} \in \mathbf{R}^{B\times 48\times H\times W} \quad (19)$$

式中：⊗表示逐元素乘法。

该坐标注意力模块能够在几乎不引入额外计算代价的前提下，显式编码时频方向信息。不仅如此，这种双向注意力机制使得网络能够自适应地聚焦于诊断最相关的时频模式，显著提升了模型对弱故障特征的敏感性。

需要说明的是，本文去除了坐标注意力模块中的残差连接，使网络更加依赖时间与频率方向的注意力权重对有效特征进行增强，避免残余噪声通过捷径路径直接传递。同时，该设计降低了模型复杂度，更符合轻量化需求。为弥补无残差结构可能带来的细节损失，在坐标注意力后增加特征精炼模块，对加权特征进行进一步融合与补偿。此外，Stage 1 中的双尺度空洞卷积已完成多尺度上、下文与局部细节编码，从整体上保证了特征表达的连续性与完整性。

### 2.5 输出层

在完成去噪与注意力增强后，采用简洁的卷积主干结构进一步融合时频特征。通过 3×3 卷积层增强空间相关性，再利用 1×1 卷积层实现特征重构与通道压缩，最终输出特征增强后的时频表示或用于故障识别任务的判别特征。网络输出可表示为四维张量 $\hat{\boldsymbol{X}} \in \mathbf{R}^{B\times 1\times H\times W}$。整体网络在保证特征表达能力的同时，具有参数量小、计算效率高、易于工程部署等优势。

基于坐标注意力机制的轻量化时频特征增强网络(TF_CoordAtt)模型各个模块的配置如表 1 所示。

表 1 TF_CoordAtt 网络模型不同模块的配置

Table 1 Configuration of various modules of TF_CoordAtt net

| 模块 | 类型 | 操作 | 通道 | 参数 |
|---|---|---|---|---|
| Stage 1 | 深度可分离卷积 | 深度卷积(DW)+BN+ReLU | 1→1 | 12 |
| | 点卷积 | 点卷积(PW)+BN+ReLU | 1→32 | 128 |
| | 双尺度空洞 | 空洞卷积(Dilated) | 32→24 | 6 984 |
| | | Dilated | 32→24 | 6 984 |
| | 特征融合 | Concat | 48 | |
| Stage 2 | 坐标信息编码 | 均值池化(Mean) | 48→48 | |
| | | 卷积层(Conv)+BN+ReLU | 48→12 | 612 |
| | 注意力生成 | 高度方向 Conv+Sigmoid | 12→48 | 624 |
| | | 宽度方向 Conv+Sigmoid | 12→48 | 624 |
| | 特征加权 | 逐元素相乘 | 48→48 | |
| 输出 | 特征精炼 | Conv+BN+ReLU | 48→24 | 10 440 |
| | 输出 | Conv+Sigmoid | 24→1 | 25 |

Stage 1 模块由深度可分离卷积与双分支空洞卷积组成，用于初步去噪，有效抑制干扰成分并提取纯净的特征表示。Stage 2 模块由坐标注意力组成，用于方向感知特征重构，显著提升了模型对弱故障特征的敏感性，最终生成增强后的时频特征表示。

## 3　损失函数配置

### 3.1　复合损失函数设计

为保证时频图整体重建精度与局部结构的一致性，设计了一种主重建损失与时频结构保持损失相结合的复合损失函数。总损失函数定义为

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \lambda_{\text{main}}\mathcal{L}_{\text{main}} + \lambda_{\text{struct}}\mathcal{L}_{\text{struct}} \tag{20}$$

式中：$\lambda_{\text{main}}=1.0$、$\lambda_{\text{struct}}=0.3$ 分别为主重建损失和结构保持损失的权重系数。

### 3.2　主重建损失

主重建损失采用均方误差形式，用于约束网络输出时频图与参考干净时频图在整体能量分布上的一致性，定义为

$$\mathcal{L}_{\text{main}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \| \hat{\boldsymbol{X}}_i - \boldsymbol{X}_i \|_2^2 \tag{21}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{X}}$、$\boldsymbol{X}$ 分别为网络预测时频图和参考目标时频图；$N$ 为样本数。

### 3.3　时频结构保持损失

为进一步约束时频图在时间轴与频率轴方向上的局部变化特性，引入基于一阶差分梯度的结构保持损失[25]，分别计算预测时频图和目标时频图在时间与频率方向上的梯度

$$\begin{cases} \nabla_t\hat{\boldsymbol{X}} = \hat{\boldsymbol{X}}(:,:,:,j+1) - \hat{\boldsymbol{X}}(:,:,:,j) \\ \nabla_f\hat{\boldsymbol{X}} = \hat{\boldsymbol{X}}(:,:,i+1,:) - \hat{\boldsymbol{X}}(:,:,i,:) \end{cases} \tag{22}$$

定义结构损失为预测梯度与目标梯度之间的均方误差之和，计算式如下

$$\mathcal{L}_{\text{struct}} = \text{MSE}(\nabla_t\hat{\boldsymbol{X}}, \nabla_t\boldsymbol{X}) + \text{MSE}(\nabla_f\hat{\boldsymbol{X}}, \nabla_f\boldsymbol{X}) \tag{23}$$

式中：MSE(·)为均方差函数。该损失项能够有效保持时频能量边缘与调制结构，避免过度平滑导致的特征模糊。

## 4　试验设计与评价指标

### 4.1　试验平台与参数设置

调幅调频信号由两个 AM-FM 基频分量及其二、三次谐波分量叠加构成，基频载波频率设置在 1.74 kHz 和 6.55 kHz 附近，调制频率统一设为 17.9 Hz，调制指数 $\beta=5.0$，幅值调制系数 $\alpha=0.8$。为模拟实际工况中参数波动，引入多尺度扰动机制：载波频率分别按比例因子 0.90、0.95、1.00、1.05、1.10 调整，调制频率分别按 0.95、1.00、1.05 扰动，仿真信号的幅值调制系数分别按 0.8、1.0、1.2 变化，从而形成多工况样本组合。噪声方面，在原始仿真信号中叠加高斯白噪声，设置信噪比 $R_{\text{SNR}}$ 分别为 −15、−12、−10、−8、−5、0、5 dB，以覆盖强噪声至中低噪声环境。因此，样本总数为 $5\times3\times3\times7=315$，分割 252 个样本为训练集，63 个为验证集和测试集。所有信号的采样频率为 20 kHz，长度为4 000 点，并通过 STFT 获得时频表示。采用双线性插值统一映射至 400×400 二维时频矩阵作为网络输入，同时基于瞬时频率构造理想时频分布作为参考目标时频图。

在模型训练阶段，所有试验（包括对比试验和消融试验）均采用统一的训练策略与超参数配置。训练数据来源于构建的 AM-FM 振动信号数据集，批大小设置为 8，最大训练轮数为 100。优化过程中，采用初始学习率为 $1\times10^{-4}$ 的梯度下降优化策略，并固定随机种子为 42，以确保试验的可重复性。在训练过程中，每 5 个轮次在验证集上对模型性能进行一次评估，以监控网络收敛情况并防止过拟合。模型训练与验证过程均在 GPU 设备上完成，数据加载线程数设置为 4。

### 4.2　航空发动机仿真调幅调频信号

参照式(1)～式(3)，设置仿真振动信号的关键参数，包括各分量的振幅、载波频率、调制频率及调制指数等，如表 2 所示。该振动信号的时域和频域图如图 2、图 3 所示。

表 2　行星齿轮传动系统仿真信号参数

Table 2　Planetary gear transmission system simulation signal parameters

| 参数 | 载波 1 | 载波 2 | 二次谐波 | 三次谐波 |
|---|---|---|---|---|
| $\alpha$ | 0.8 | 0.7 | 0.65 | 0.6 |
| $f_c$/Hz | 6 548.5 | 1 736.3 | 3 472.6 | 5 208.9 |
| $f_m$/Hz | 17.9 | 17.9 | 17.9 | 17.9 |
| $m$ | 0.8 | 0.7 | 0.7 | 0.7 |
| $\beta$ | 5.0 | 3.0 | 3.0 | 3.0 |

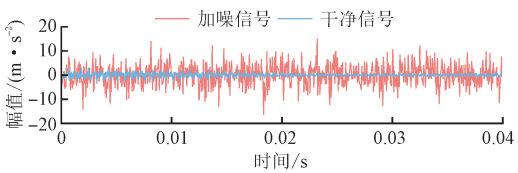



图 2　仿真振动信号时域波形（含噪声 $R_{\text{SNR}}=-5$ dB）

Fig. 2　Time-domain waveform of the simulated vibration signal with noise ($R_{\text{SNR}}=-5$ dB)

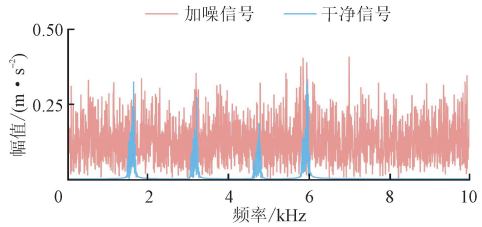



图 3 仿真振动信号频域波形(含噪声 $R_{SNR}=-5$ dB)

Fig. 3 Frequency-domain waveform of the simulated vibration signal with noise ($R_{SNR}=-5$ dB)

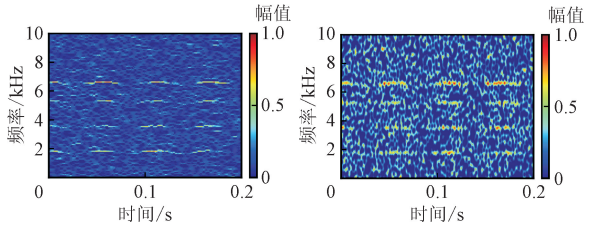
### 4.3 评价指标

为全面评估所提方法在时频增强任务中的性能,从误差幅值、信噪比、结构相似性以及能量集中性等多个角度引入 5 种定量评价指标,包括均方误差(MSE,记作 $E_{MSE}$)、均方根误差(RMSE,记作 $E_{RMSE}$)、峰值信噪比(PSNR,记作 $S_{PSNR}$)、结构相似性指数(SSIM,记作 $S_{SSIM}$)以及 Rényi 熵。设网络预测输出的时频图为 $\hat{\boldsymbol{X}}$,对应的参考(理想时频)时频图为 $\boldsymbol{X}$,二者尺寸均为 $H\times W$。

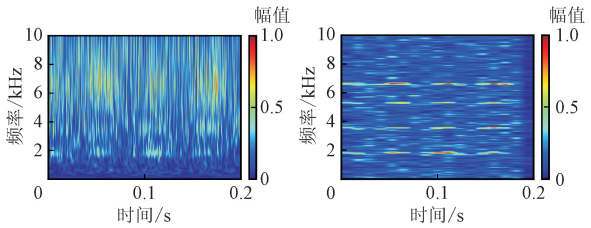
### 4.4 时频特征分析

图 4 展示了传统时频方法与本文 TF_CoordAtt 模型输出结果的对比。特别说明,下文时频图幅值均为归一化结果。图 4(a)为含噪($R_{SNR}=5$ dB)振动信号的短时傅里叶变换-同步压缩变换(STFT_SST)时频表示。可以看出,经过 STFT 同步挤压之后,时频脊线更加清晰,但由于背景噪声占比高,能量分布离散,调制轨迹依旧呈现片段化。图 4(b)为基于稀疏时频算法得到的时频图,其主要时频成分呈现出明显的断裂与碎片化特征。图 4(c)为 S 变换结果,调制结构不够突出,能量集中性较差。图 4(d)为 STFT 时频表示,同时作为模型输入,其时频轮廓仍受到噪声干扰。图 4(e)为基于 AM-FM 信号模型构建的理想时频矩阵(信号长度为 4 000 点),能够完整表征多载波调制轨迹及其连续演化特性,并作为模型训练过程中的监督标签,引导模型重建图 4(f)所示的输出时频图。

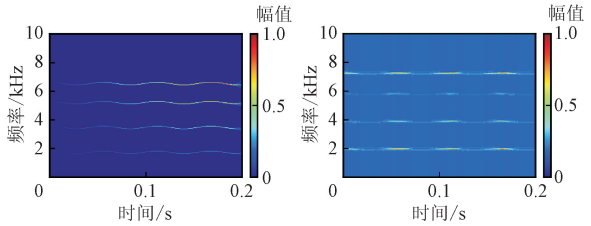
对比结果表明,传统时频分析方法在噪声条件下对调制结构的表征能力存在明显不足。相比之下,理想时频矩阵为模型提供了明确且物理一致的结构约束,有助于引导网络在学习过程中逐步恢复连续的调制轨迹与集中的能量分布。




(a)STFT_SST 时频矩阵 (b)稀疏时频矩阵




(c)S 变换时频矩阵 (d)STFT 时频矩阵(输入)




(e)理想时频矩阵(标签) (f)本文模型(输出)

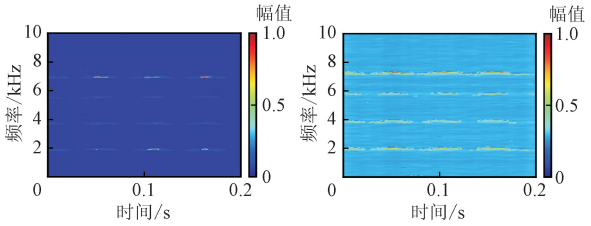
图 4 传统时频方法和本文模型输出的仿真信号时频图对比

Fig. 4 Comparison of time-frequency diagrams of output signals obtained by conventional methods and the proposed model

### 4.5 消融试验

为全面验证本文所提时频去噪-坐标注意力时频特征重构分阶段网络架构的有效性,设计了两组消融试验分别评估时频去噪模块(Stage 1)和坐标注意力(CA)模块(Stage 2)的独立贡献。在第 1 个消融试验(CNN_CA)中,采用简单的 CNN(2 层卷积)替代时频去噪模块来评估深度可分离卷积的有效性。具体来说,试验中使用了两层普通卷积(无深度可分离卷积和空洞卷积)来代替复杂的深度可分离和多尺度结构,同时保留了 CA 模块。第 2 个消融试验(No_CA)移除了 CA 模块,直接将去噪模块与输出连接,构建了一个更加简化的模型。此试验的目的是考察 CA 模块的作用。

图 5 给出了消融试验的时频输出图对比结果。




(a)No_CA (b)CNN_CA

图 5 No_CA 和 CNN_CA 消融试验模型输出时频图对比

Fig. 5 Comparion of time-frequency diagrams of No_CA and CNN_CA ablation experiment model outputs

可以看出,移除 CA 模块后,时频特征呈现过度聚焦和严重片段化;当保留 CA 模块但将去噪模块

简化为两层卷积时，虽然能够实现微弱时频特征的提取并保持特征连续表达，但整体时频增强性能下降。而用简单卷积操作代替双分支空洞卷积结构后，模型对随机噪声与背景干扰的抑制能力显著减弱。移除 CA 模块后，网络主要依赖局部卷积进行特征重建，在均方误差损失驱动下易优先拟合高能区域，忽略弱调制脊线，导致局部过度聚焦与脊线断裂。CA 模块通过方向注意力增强全局时频结构连续性。虽然 CNN_CA 消融试验保留了 CA 模块，但因缺少深度可分离卷积与双尺度空洞卷积，对噪声与背景干扰的抑制能力仍显不足。

### 4.6　轻量化算法对比试验

选取两种轻量化时频增强网络作为对比基线。第 1 种是基于残差学习的残差网络（ResNet）模型，采用浅层架构设计，仅包含 6 个残差块，中间通道数设置为 32，通道流程为 1→32→16→1，参数量约为 11.6 万。该模型保留了残差连接的核心优势，但移除了原始 ResNet-6 的深层结构和分类头，使其专注于图像去噪任务。第 2 种是深度图像去噪卷积神经网络（DnCNN）模型，网络深度为 14 层卷积层，采用 32 个特征通道，并结合批归一化和 ReLU 激活函数构建。该模型参数量约为 7.5 万，相较原始 DnCNN-17（约 55.6 万参数）模型减少了 86.5%。表 3 统计了 ResNet-6、DnCNN、时频自相似增强网络（TFSSEN）[26] 和 TF_CoordAtt 模型的参数量、大小等性能指标。由表可知，TFSSEN 模型以一维时域信号为输入，通过可训练时频卷积实现端到端重建，引入惩罚矩阵增强关键脊线结构。与之不同，TF_CoordAtt 模型以 STFT 时频图为输入，参数量仅为 2.6 万，更适合已有时频图条件下的轻量化增强任务。

表 3　不同算法的性能指标对比

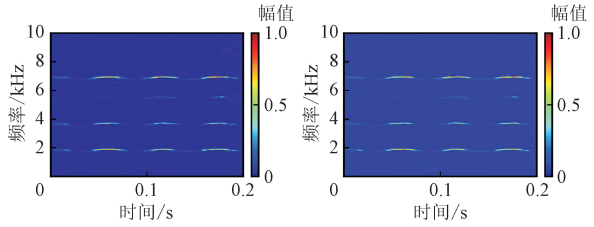
Table 3　Comparison of performance metrics of different algorithms

| 模型 | 参数量/$10^4$ | 模型大小/kB | 训练时间/h |
|---|---|---|---|
| ResNet-6 | 11.6 | 486 | 15.41 |
| DnCNN | 7.5 | 310 | 9.90 |
| TFSSEN | 6.9 | 376 | 8.58 |
| TF_CoordAtt | **2.6** | **120** | **4.82** |

注：加粗数据为最优数据。

图 6 所示为 ResNet-6 和 DnCNN 模型输出的时频图。由图可见，两种方法均存在时频特征片段化现象，连续频率分量被分割为离散结构，时频连贯性较差。同时，对微弱幅值特征提取不足，低能量时频成分易被抑制，仅保留较强幅值特征。

图 7 所示的结果表明，TFSSEN 模型能够恢复主要时频脊线并抑制部分背景噪声，但在高噪声 AM-FM 信号条件下，仍存在局部噪声残留和伪影干扰。




(a) DnCNN　　(b) ResNet-6

图 6　DnCNN 和 ResNet-6 算法模型输出时频图对比

Fig. 6　Comparison of time-frequency maps output by DnCNN and ResNet-6 algorithm models

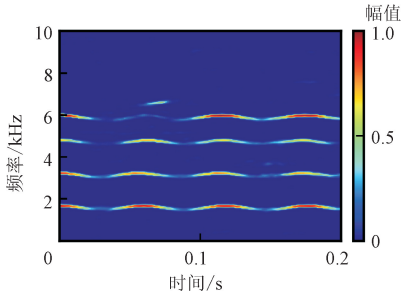



图 7　TFSSEN 算法模型输出时频图

Fig. 7　Time-frequency maps output by TFSSEN algorithm

如表 4、表 5 所示，TF_CoordAtt 模型在重建质量指标上并非全面最优，Rényi 熵、$E_{\mathrm{MSE}}$、$E_{\mathrm{RMSE}}$、$S_{\mathrm{PSNR}}$ 和 $S_{\mathrm{SSIM}}$ 等结果仍存在一定提升空间，说明其像素级重建精度弱于部分对比模型。但本文并非单纯追求整体误差最小化，而是更加关注航空发动机 AM-FM 调制信号时频结构的连续保持与弱故障特征增强。相比传统重建类网络，TF_CoordAtt 模型更注重时频脊线的连续演化及方向性特征建模，可有效减少伪时频脊、局部能量扩散和脊线断裂现象，从而提高故障调制轨迹的可辨识性。

此外，TF_CoordAtt 模型参数量仅为 2.6 万、模型大小约 120 kB，均显著低于 ResNet-6、DnCNN 和 TFSSEN 模型，体现出明显的轻量化优势。综合来看，该方法在较低参数规模与训练成本下，实现了 AM-FM 时频脊线的有效增强，更适用于轻量化工程部署场景。

表 4 不同算法下的 Rényi 熵对比

Table 4 Comparison of Rényi entropy under different algorithms

| 模型 | 输入维度 | Rényi 熵 | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | $\alpha=0.5$ | $\alpha=1.0$ | $\alpha=2.0$ | $\alpha=3.0$ |
| DnCNN | (400, 400) | 11.912 | 11.778 | 11.150 | 10.419 |
| ResNet-6 | (400, 400) | 11.958 | 11.916 | 11.716 | 11.294 |
| TFSSEN | (256, 256) | **9.347** | **8.475** | **8.090** | **7.954** |
| TF_CoordAtt | (400, 400) | 11.980 | 11.976 | 11.965 | 11.965 |

注:加粗数据为最优数据。

表 5 不同算法的重建质量指标

Table 5 Reconstruction quality metrics of different algorithms

| 模型 | $E_{MSE}$ | $E_{RMSE}$ | $S_{PSNR}$/dB | $S_{SSIM}$ |
|---|---|---|---|---|
| DnCNN | **0.002 794** | **0.052 86** | **25.54** | 0.267 20 |
| ResNet-6 | 0.003 298 | 0.057 43 | 24.82 | 0.097 20 |
| TFSSEN | 0.019 440 | 0.139 43 | 17.11 | **0.726 38** |
| TF_CoordAtt | 0.010 293 | 0.101 45 | 19.87 | 0.018 30 |

注:加粗数据为最优数据。

## 5 航空发动机行星齿轮传动系统试验台

为评估所提网络的特征增强性能,基于航空发动机地面试验系统开展振动信号分析及故障诊断研究,并对正常与预制裂纹齿轮毂发动机进行对比分析。试验过程中,在发动机机匣外表面布置了 3 个加速度传感器(标记为 A、B、C),以采集振动信号,其安装位置与方向如图 8 所示,不同颜色的线条表示信息流来源于不同位置的传感器。

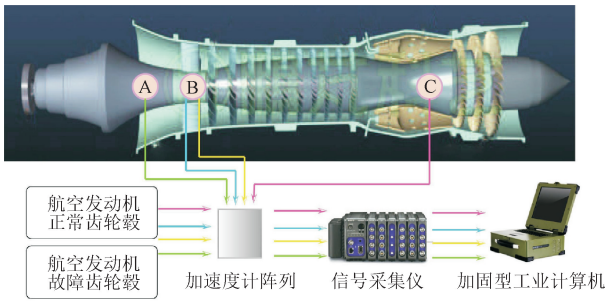
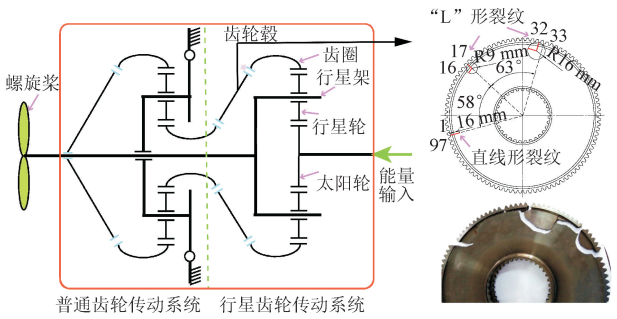



图 8 发动机振动测试系统示意图

Fig. 8 Schematic diagram of aero-engine vibration testing system

采样频率设置为 20 kHz。发动机减速器结构简图如图 9 所示,一级减速为行星齿轮传动:太阳轮与 4 个行星轮啮合,行星轮与第一级内齿圈啮合,驱动行星架传递动力。第一级内齿圈通过齿轮毂与第二级主动轮连接,第二级主动轮带动中间齿轮逆时针转动,进而推动第二级内齿圈与输出端共同旋转。相关齿轮参数如表 6 所示。被测齿轮毂共包含 97 个花键,分别对应数字 1~97。故障形式为:通过线切割工艺预制 3 处裂纹,包括一条长度为 16 mm 的直线裂纹以及两条半径分别为 9 mm 和 16 mm 的“L”形裂纹[27]。

将实测信号截取 4 000 点作为一个样本,经 STFT 变换后,双线性插值至 400×400 时频矩阵作为网络输入。




(a)减速器结构 (b)含裂纹齿轮毂

图 9 某型号航空发动机减速器结构及含裂纹齿轮毂示意图

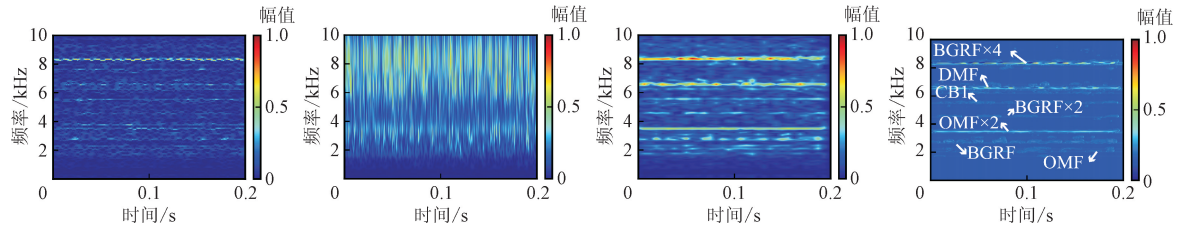
Fig. 9 Schematic diagram of the reducer structure and gear hub with crack for a certain type of aircraft engine

表 6 某型号航空发动机减速器传动系统齿轮参数

Table 6 Parameters of the transmission system gears in a certain aero-engine reducer

| 传动系统 | 齿轮类型 | 齿数 | 传动比 |
|---|---|---|---|
| 行星齿轮 | 太阳轮 | 35 | −2.77(转换轮系) |
| | 行星轮 | 31 | |
| | 内齿圈 | 97 | |
| 普通齿轮 | 驱动齿轮 | 35 | −2.77 |
| | 中间齿轮 | 31 | |
| | 内齿圈 | 97 | |

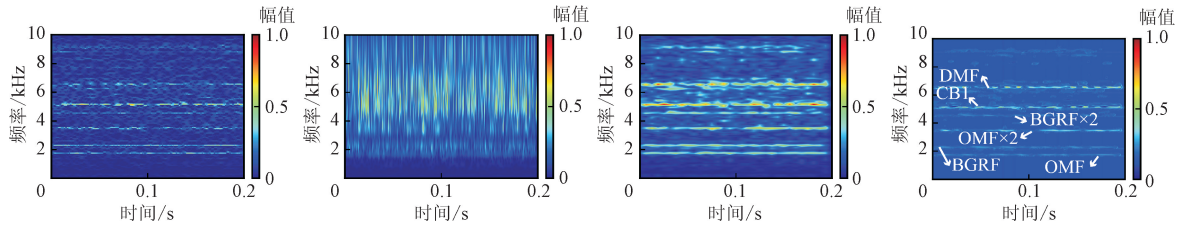
为验证所提 TF_CoordAtt 模型在实际工况下时频特征的表征与增强能力，选取真实齿轮箱在健康与故障两种典型运行状态下的振动数据进行对比分析。图 10、图 11 分别给出了健康工况与故障工况下多种时频分析方法及 TF_CoordAtt 模型的时频表征结果。从不同方法的结果可以看出，STFT 由于固定窗长限制，在时间与频率分辨率之间存在折衷，部分调制脊线较为模糊；STFT_SST 模型通过同步挤压提高了时频聚集性，但在噪声干扰下仍存在脊线与噪声混叠现象；S 变换利用自适应窗函数实现多尺度分析，但局部能量扩散较明显。相比之下，图 10(d)和图 11(d)中，TF_CoordAtt 模型的输出结果具有更连续的时频脊线与更集中的能量分布。在健康工况下，模型输出中除差速齿轮系啮合频率(DMF)外，其余频率成分整体较弱，普通齿轮系啮合频率(OMF)及锥齿轮旋转频率(BGRF)对应能量分布较为均匀，背景噪声得到有效抑制；而在故障工况下，OMF、BGRF 及其倍频成分得到明显增强，时频脊线更加清晰连续，局部能量聚集现象更加突出。其中，第一级压气机叶片激励频率(CB1)以及 DMF 成分在两种状态下均保持较高稳定性，但故障状态下相关频带能量分布更加集中。上述结果表明，TF_CoordAtt 模型能够有效增强复杂噪声背景下的关键动力学特征，为航空发动机齿轮箱状态监测与故障诊断提供可靠依据。




(a)STFT_SST　(b)S 变换　(c)STFT　(d)TF_CoordAtt 模型

图 10　健康工况下不同模型基于行星齿轮传动系统试验台数据的时频增强效果

Fig. 10　Time-frequency enhancement effect of different models based on planetary gear transmission system test rig data under healthy working conditions




(a)STFT_SST　(b)S 变换　(c)STFT　(d)TF_CoordAtt 模型

图 11　故障工况下不同模型基于行星齿轮传动系统试验台数据的时频增强效果

Fig. 11　Time-frequency enhancement effect of different models based on planetary gear transmission system test rig data under fault working conditions

## 6　结论与展望

(1)针对航空发动机行星齿轮振动信号在强噪声与非平稳工况下存在调制特征微弱、时频脊线不连续及故障信息易淹没等问题，提出了一种基于坐标注意力机制的轻量化时频增强网络 TF_CoordAtt，通过构建时频去噪-坐标注意力特征重构两阶段结构，实现了时频特征的有效增强。

(2)引入一阶梯度时频结构保持损失，对时间与频率方向的局部结构进行联合约束，增强了时频脊线的连续性与能量聚集特性。实验结果表明，所提方法能够有效增强故障调制特征，改善时频脊线的连续性与可辨性。

(3)实验结果表明，所提方法在保持时频增强性能的同时具有较好的轻量化优势。其模型参数量仅为 2.6 万，模型大小仅为 120 kB；相较于 ResNet-6，参数量与模型大小分别减少 77.6% 和 75.3%。航空发动机齿轮箱试验结果进一步验证了该方法在复杂工况下对故障特征的增强能力及工程应用潜力。

变分模态分解(VMD)具有自适应分解和噪声抑制能力,但易受模态数、带宽参数及模态混叠影响;包络阶次分析可突出故障调制频率,但难以保留时变演化信息。相比之下,本文方法能够从含噪时频图中学习连续调制脊线和局部结构特征,具备较好的时频增强能力。未来可进一步融合 VMD 等传统分解方法与深度时频增强网络,以提升模型在复杂工况下的稳定性、泛化能力和工程适用性。

**参考文献:**


[1] Fedele L, Di Vito L, Ramundo F E. Increasing efficiency in an aeronautical engine through maintenance evaluation and upgrades: analysis of the reliability and performance improvements under financial issues [J]. Energies, 2020, 13(12): 3059.

[2] Duan Xiaohui, Feng Zhipeng. Time-varying filtering for nonstationary signal analysis of rotating machinery: principle and applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 192: 110204.

[3] Sun Bin, Li Hongkun, Wang Junxiang, et al. Differential time-frequency mode decomposition and its application in rotating machinery fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 229: 112571.

[4] 陈江涛,薛海,白永亮. 基于 HMI-POA-VMD 的列车轴箱轴承故障诊断 [J]. 北京交通大学学报, 2024, 48(6): 113-121.
Chen Jiangtao, Xue Hai, Bai Yongliang. Fault diagnosis of train axle box bearing based on HMI-POA-VMD [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(6): 113-121.

[5] 李彬,徐怡杭,罗杰. 采用残差神经网络的无人机遥控信号识别监测算法 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(12): 146-154.
Li Bin, Xu Yihang, Luo Jie. Recognition and monitoring algorithm for UAV remote-control signals using residual neural networks [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12): 146-154.

[6] 赵柄锡,冀大伟,袁奇,等. 采用时域与时频域联合特征空间的转子系统碰磨故障诊断 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 75-84.
Zhao Bingxi, Ji Dawei, Yuan Qi, et al. Rubbing fault diagnosis of rotor system based on combined feature space in time and time-frequency domains [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(1): 75-84.

[7] 徐洲常,王林军,刘洋,等. 采用改进回归型支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(3): 197-205.
Xu Zhouchang, Wang Linjun, Liu Yang, et al. A prediction method for remaining life of rolling bearing using improved regression support vector machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(3): 197-205.

[8] 张弘斌,袁奇,赵柄锡,等. 采用多通道样本和深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(8): 58-66.
Zhang Hongbin, Yuan Qi, Zhao Bingxi, et al. Bearing fault diagnosis with multi-channel sample and deep convolutional neural network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(8): 58-66.

[9] 陶唐飞,周文洁,况佳臣,等. 融合多小波分解的深度卷积神经网络轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(5): 31-41.
Tao Tangfei, Zhou Wenjie, Kuang Jiachen, et al. Bearing fault diagnosis method of deep convolutional neural network based on multiwavelet decomposition [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(5): 31-41.

[10] 姜祖华,张坤,杨欢,等. 参数化 S 谱幅值调制及轴承故障诊断应用 [J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(3): 117-128.
Jiang Zuhua, Zhang Kun, Yang Huan, et al. Parameterized S spectral amplitude modulation and its applications to bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(3): 117-128.

[11] 张龙,肖逸文,周神赐,等. 一种双阻尼小波赋能的可解释卷积神经网络在轴承故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(3): 210-221.
Zhang Long, Xiao Yiwen, Zhou Shenci, et al. Application of interpretable convolutional neural network enabled by bi-damped wavelets in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2025, 59(3): 210-221.

[12] Nguyen T D, Nguyen H C, Pham D H, et al. A distinguished deep learning method for gear fault classification using time-frequency representation [J]. Discover Applied Sciences, 2024, 6(7): 340.

[13] Pan Pingping, Zhang Yunjian, Deng Zhenmiao, et al. TFA-Net: a deep learning-based time-frequency analysis tool [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2023, 34(11): 9274-9286.

[14] Zhao Dezun, Shao Depei, Cui Lingli. CTNet: a data-driven time-frequency technique for wind turbines fault diagnosis under time-varying speeds [J]. ISA Transactions, 2024, 154: 335-351.

[15] Chen Tao, Chen Qiming, Zheng Qian, et al. Adaptive

multi-scale TF-net for high-resolution time-frequency representations [J]. Signal Processing, 2024, 214: 109247.

[16] Chen Qian, Dong Xingjian, Tu Guowei, et al. TFN: an interpretable neural network with time-frequency transform embedded for intelligent fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 207: 110952.

[17] Deprem Z, Çetin A E. High-resolution time-frequency representation with generative adversarial networks [J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(3): 849-854.

[18] 张玺君，尚继洋. 采用多尺度自适应选择卷积神经网络的轴承故障诊断研究 [J]. 西安交通大学学报，2024，58(2)：127-135.
Zhang Xijun, Shang Jiyang. Bearing fault diagnosis based on multi-scale adaptive selective convolutional neural network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(2): 127-135.

[19] 邓飞跃，郑守禧，郝如江. 一种轻量化尺度感知调制 Swin Transformer 模型的轴箱轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报，2024，58(9)：83-93.
Deng Feiyue, Zheng Shouxi, Hao Rujiang. A lightweight scale-aware modulation Swin Transformer network for axlebox bearing fault diagnosis [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(9): 83-93.

[20] Peng Yihang, Zhang Jianjie, Liu Songpeng, et al. YConvFormer: a lightweight and robust transformer for gearbox fault diagnosis with time-frequency fusion [J]. Sensors, 2025, 25(15): 4862.

[21] 冯志鹏，赵镭镭，褚福磊. 行星齿轮箱故障诊断的幅值解调分析方法 [J]. 中国电机工程学报，2013，33(8)：107-111.
Feng Zhipeng, Zhao Leilei, Chu Fulei. Amplitude demodulation analysis for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(8): 107-111.

[22] 冯志鹏，赵镭镭，褚福磊. 行星齿轮箱齿轮局部故障振动频谱特征 [J]. 中国电机工程学报，2013，33(5)：119-127.
Feng Zhipeng, Zhao Leilei, Chu Fulei. Vibration spectral characteristics of localized gear fault of planetary gearboxes [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(5): 119-127.

[23] 冯志鹏，褚福磊. 行星齿轮箱齿轮分布式故障振动频谱特征 [J]. 中国电机工程学报，2013，33(2)：118-125.
Feng Zhipeng, Chu Fulei. Vibration spectral characteristics of distributed gear fault of planetary gearboxes [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(2): 118-125.

[24] Hou Qibin, Zhou Daquan, Feng Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 13708-13717.

[25] Abrahamyan L, Truong A M, Philips W, et al. Gradient variance loss for structure-enhanced image super-resolution [C]//ICASSP 2022—2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 3219-3223.

[26] Zhao Dezun, Shao Depei, Wang Tianyang, et al. Time-frequency self-similarity enhancement network and its application in wind turbines fault analysis [J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65: 103322.

[27] Zhang Han, Chen Xuefeng, Chen Wei, et al. Collaborative sparse classification for aero-engine's gear hub crack diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 141: 106426.

（编辑　李慧敏）