

# 采用双树复小波变换的可解释机械故障诊断方法

刘家阳, 潘元明, 李功准, 潘诗豪, 宋义哲, 余健平, 张龙  
(华东交通大学机电与车辆工程学院, 330013, 南昌)

**摘要:** 针对卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在机械故障诊断中存在的决策过程不透明、缺乏物理可解释性的问题,提出一种基于双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)的可解释智能诊断方法。将具有明确时频物理意义的 Morlet 复小波变换构建为可解释卷积层,替代传统 CNN 首层的随机初始化卷积核,形成 DTCWT-CNN 混合架构。DTCWT 卷积层通过实部树与虚部树的并行结构同时提取信号的幅值与相位信息,并引入可学习的频带加权机制与软阈值去噪策略,实现对轴承故障冲击特征的自适应精准捕获。在凯斯西储大学轴承数据集以及帕德博恩大学轴承数据集上的实验表明,DTCWT-CNN 在不同通道配置下的平均诊断准确率达到 99%,显著优于其他对比方法。在南昌铁路局机车轴承数据集上的验证结果显示,所提出方法的平均准确率达到 98%,同样表现出优异的诊断性能。通过对训练前后卷积核的累计频带分析,可视化揭示了模型自适应调整至故障特征频段的决策机制,验证了方法在增强诊断性能的同时实现了网络决策依据的物理可解释性。

**关键词:** 卷积神经网络;可解释;双树复小波变换;故障诊断

**中图分类号:** TH133.3 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.7652/xjtuxb202608005 **文章编号:** 0253-987X(2026)08-0056-12

## Interpretable Mechanical Fault Diagnosis Method Based on Dual-Tree Complex Wavelet Transform

LIU Jiayan, PAN Yuanming, LI Gongzhun, PAN Shihao, SONG Yizhe,  
YU Jianping, ZHANG Long

(School of Mechanical, Electrical and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** To address the opaque decision-making process and lack of physical interpretability of convolutional neural networks (CNNs) in mechanical fault diagnosis, an interpretable intelligent diagnosis method based on the dual-tree complex wavelet transform (DTCWT) was proposed. The Morlet complex wavelet transform, which carries clear time-frequency physical significance, was constructed as an interpretable convolutional layer, replacing the randomly initialized convolution kernels in the first layer of a traditional CNN, thus forming a DTCWT-CNN hybrid architecture. The DTCWT convolutional layer simultaneously extracted the amplitude and phase information of the signal through the parallel structure of real and imaginary trees, and incorporated a learnable frequency-band weighting mechanism and a soft-thresholding denoising

strategy to achieve adaptive and precise capture of bearing fault impact features. Experiments were conducted on the Case Western Reserve University bearing dataset and the Universität Paderborn bearing dataset. The results show that the DTCWT-CNN achieves an average diagnostic accuracy of 99% under different channel configurations, which is significantly superior to other comparative methods. Validation was performed on the locomotive bearing dataset from the Nanchang Railway Bureau, and the results show that the average accuracy of the proposed method reaches 98% with excellent diagnostic performance. Through cumulative frequency-band analysis of convolution kernels before and after training, the model's decision-making mechanism of adaptively adjusting to fault-characteristic frequency bands is revealed visually, which verifies that the proposed method not only enhances diagnostic performance but also realizes physical interpretability for the network's decision basis.

**Keywords:** convolutional neural networks; interpretability; dual-tree complex wavelet transform; fault diagnosis

滚动轴承在机械设备中应用广泛,其健康状态直接关系到整机的性能稳定与使用寿命<sup>[1-2]</sup>。在设备运维中,机械故障诊断技术在保障运行安全、减少经济损失及提高生产效率方面发挥着至关重要的作用。轴承一旦发生故障,极易引发设备停机、生产中断,甚至导致安全事故<sup>[3]</sup>。随着工业系统复杂性的提升,设备状态的实时监测与智能诊断已成为保障生产可靠性的关键环节。近年来,深度学习以其优异的非线性特征学习与泛化能力<sup>[4]</sup>,在智能故障诊断领域受到广泛关注。其中,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)凭借多层次结构与强大的特征提取能力,在轴承故障诊断领域得到了广泛应用<sup>[5]</sup>。

尽管基于 CNN 的故障诊断方法在准确率上取得了显著成果<sup>[6]</sup>,但其本质上属于黑箱模型,存在决策过程不透明、缺乏物理可解释性的问题<sup>[7-8]</sup>。因此,在现实应用中受到了一定限制<sup>[6]</sup>。基于这一现状,如何在提高 CNN 诊断精度的同时,增强决策过程的可解释性<sup>[9]</sup>,已成为当前智能故障诊断领域一项关键且具有挑战性的研究方向。

针对上述缺乏可解释性的问题,已开展多方面的探索。一类是基于类激活映射<sup>[10]</sup>、梯度加权类激活映射<sup>[11]</sup>等可视化方法,通过分析网络的注意力区域来理解模型决策。然而,无法改变模型的黑箱特性。另一类方法是将物理知识融入网络架构,例如利用小波变换等信号处理工具构造具有明确物理意义的卷积层。Han 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于小波群策略的可解释卷积网络。Zhou 等<sup>[13]</sup>提出了一种可解释的并行 CNN-LSTM 架构,通过双分支并行结构处理原始时序数据与连续小波变换时频图。He

等<sup>[14]</sup>提出一种增强的小波基函数,通过定义尺度平滑因子以获取更合理的小波尺度。此外, Li 等<sup>[15]</sup>构建了一种基于小波包核约束的可解释网络,通过融合小波基函数的特征提取优势与卷积核的自适应学习机制,使模型在噪声环境下仍具备较强鲁棒性。然而,可学习小波、物理信息小波等实值小波虽然能够提供时频局部化分析能力,但在处理复杂的轴承振动信号时面临以下挑战:①实值小波缺乏相位信息,难以准确捕捉故障冲击的相位特性;②传统小波变换对信号平移敏感,可能导致特征提取的不稳定性;③单树结构的小波变换在方向选择性方面存在限制,难以充分挖掘振动信号中的多维特征信息。

双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)是一种改进的离散小波变换方法<sup>[16]</sup>,通过构建两个并行的实数小波变换树,构造近似解析的小波函数,从而有效改善了传统离散小波变换存在的局限性。DTCWT 具备平移不变性和良好的方向选择性,同时可以提取信号的幅值和相位信息,对精确捕捉轴承故障的冲击特征具有重要意义<sup>[17]</sup>。并且, DTCWT 的滤波器组具有频带划分和时频分析能力,为构建可解释的特征提取层提供了理论基础。然而,现有研究鲜有将 DTCWT 深度融入 CNN 架构并实现端到端可解释诊断的工作。

基于上述分析,本文提出一种应用 DTCWT 的可解释智能故障诊断方法,在提升模型诊断的准确性的同时提高可解释性。该方法创新性地将 Morlet 复小波函数构建为具有明确时频物理意义的可解释卷积层,替代传统 CNN 首层的随机初始

化卷积核,形成 DTCWT-CNN 混合架构。通过引入可学习的频带加权机制和软阈值去噪策略,模型能够在训练过程中自适应地聚焦于故障特征所在的频段,实现对轴承冲击特征的准确提取。本文主要贡献如下:

(1)提出了一种将 DTCWT 融入 CNN 的混合架构,实现了特征提取层的物理可解释性;

(2)设计了可学习的频带加权机制和软阈值去噪策略,使模型能够自适应捕获故障特征频段;

(3)通过卷积核的累计频带分析可视化方法,揭示了模型决策过程的物理机制;

(4)在两个公开数据集和一个实际工业数据集上进行验证,所提方法的平均诊断准确率分别达到 99%、99% 和 98%,结果证明该方法具有较高的可靠性。

## 1 相关工作

### 1.1 双树复小波变换

DTCWT 具备近似平移不变性和良好的方向选择性等特性<sup>[17]</sup>。通过实树与虚树并行的双树结构实现复小波变换,在各尺度层级选用差异化的低通滤波器与高通滤波器对信号进行分解及重构。DTCWT 的分解与重构流程如图 1 所示。图中: TreeRe 与 TreeIm 是 DTCWT 的两个并行离散小波变换(实树与虚树);  $h_0(m)$ 、 $h_1(m)$  表示实树滤波器组的低通分解、高通分解滤波器;  $g_0(n)$ 、 $g_1(n)$  表示虚树滤波器组的低通分解、高通分解滤波器;  $\tilde{h}_0(m)$ 、 $\tilde{h}_1(m)$  表示实树滤波器组的低通重构、高通重构滤波器;  $\tilde{g}_0(n)$ 、 $\tilde{g}_1(n)$  表示虚树滤波器组的低通重构、高通重构滤波器。

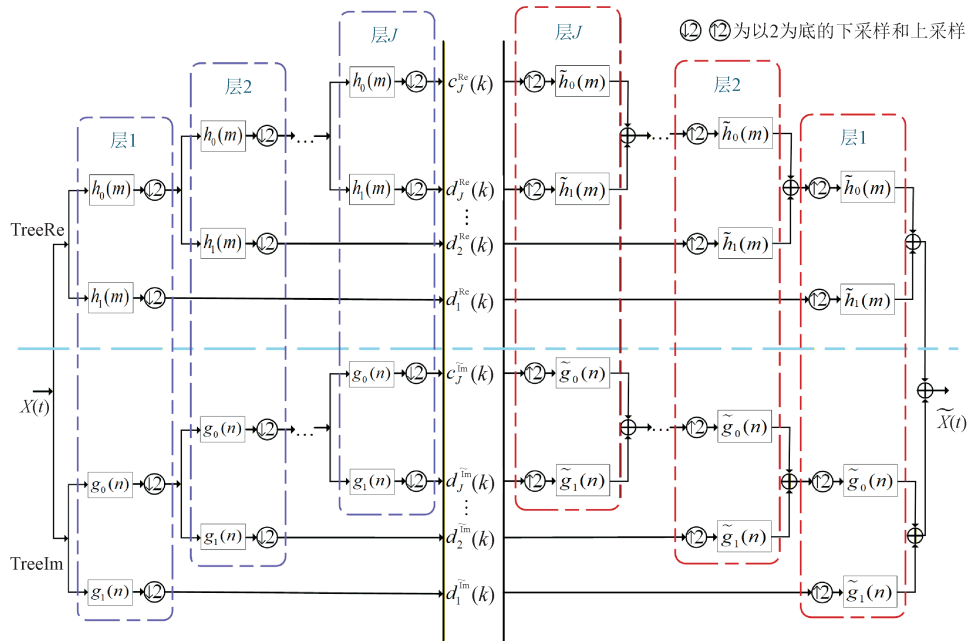


图1 DTCWT 的分解与重构

Fig. 1 Decomposition and reconstruction of the DTCWT

相较于传统离散小波变换,DTCWT 通过双树结构有效抑制了因下采样导致的频率混叠与相位失真问题,从而在时频分析中实现了更稳定的特征表达。此外,其实部与虚部树输出的复系数可同时保留信号的幅值与相位信息,为后续故障特征提取提供了更丰富的时频表征基础。

两个小波树采用两组不同的滤波器组,保证了完全重构特性。设  $\phi_h(t)$  和  $\phi_g(t)$  分别表示使用的两个实值小波,  $\varphi_h(t)$  和  $\varphi_g(t)$  分别表示相应的尺度系数,则复小波  $\psi(t)$  可以表示为

$$\psi(t) = \phi_h(t) + i\phi_g(t) \quad (1)$$

DTCWT 实树的小波系数  $d_j^{\text{Re}}(k)$  和尺度系数  $c_j^{\text{Re}}(k)$  可以分别通过内积运算获得

$$d_j^{\text{Re}}(k) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \phi_h(2^j t - k) dt, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (2)$$

$$c_j^{\text{Re}}(k) = 2^{J/2} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \varphi_h(2^J t - k) dt \quad (3)$$

式中:  $X(t)$  为  $t$  时刻的输入信号;  $k$  为平移参数;  $j$  为比例因子;  $J$  为最大分解尺度。

虚树的小波系数  $d_j^{\text{Im}}(k)$  和尺度系数  $c_j^{\text{Im}}(k)$  可

以通过计算得到

$$d_j^{\text{lm}}(k) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \varphi_g(2^j t - k) dt, j = 1, 2, \dots, J \quad (4)$$

$$c_j^{\text{lm}}(k) = 2^{j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \varphi_g(2^j t - k) dt \quad (5)$$

在 DTCWT 的分解过程中,输入信号  $X(t)$  经过实树和虚树两组滤波器进行处理。两组滤波器通过设计的时序对齐机制,分别提取信号在不同频段的特征分量,从而实现信号的多尺度分解。

传统的离散小波变换在每级分解后需进行 2 倍下采样,导致信号长度减半,易造成时序信息损失。为保留更完整的时序特征,本文采用无下采样的 DTCWT,在分解过程中保持信号长度不变。使得网络能够捕获更细微的时频特征。结合软阈值去噪和频带加权融合机制,有效增强了对微弱故障特征的提取能力。子波系数和最后一组缩放函数系数为

$$d_j(t) = 2^{(j-1)} \left[ \sum_n d_j^{\text{Re}}(k) \phi_h(2^j t - n) + \sum_m d_j^{\text{Im}}(k) \phi_g(2^j t - m) \right], j = 1, 2, \dots, J \quad (6)$$

$$c_j(t) = 2^{(j-1)} \left[ \sum_m c_j^{\text{Re}}(k) \varphi_h(2^j t - m) + \sum_n c_j^{\text{Im}} \varphi_g(2^j t - n) \right] \quad (7)$$

式中:  $m, n$  是滤波器的长度。

重构信号  $\tilde{X}(t)$  等于所有分解尺度  $(1 \sim J)$  的子波系数重构分量之和与最大分解尺度  $J$  下的缩放函数系数重构分量之和,计算式为

$$\tilde{X}(t) = c_J(t) + \sum_{j=1}^J d_j(t) \quad (8)$$

## 1.2 卷积神经网络

CNN<sup>[18]</sup> 的结构主要包含特征提取与分类两大模块。特征提取模块由卷积层、批量归一化(BN)层、激活函数层和池化层依次堆叠构成,用于逐层提取输入数据的高维抽象特征。分类模块由全连接层构成,用来对提取的特征进行分类。

卷积层是 CNN 实现特征提取的核心。在该层中,每个卷积核沿输入序列的长度方向进行滑动卷积,提取该维度上的局部特征信息。所有卷积核的输出沿通道维度拼接,形成的特征图。其中,第 1 个卷积层特征图中第  $k$  个通道的输出为

$$h_k^l = w_k^l * X^l + b_k^l \quad (9)$$

式中:  $X^l$  为第  $l$  个卷积层的输入;  $w_k^l$  为该卷积层中第  $k$  个卷积核的权重;  $b_k^l$  为该卷积层中的偏置;  $*$  为卷积运算符。

经过由一系列卷积层、批归一化层、激活函数层和池化层构成的卷积模块处理后,原始输入数据已被转化为高维的特征表示。对高维特征进行展平,再输入至由多层全连接层组成的分类模块进行特征映射与类别关联。在训练过程中,使用交叉熵损失量化分类误差并指导参数优化,交叉熵可表示为

$$L(r, p) = - \sum_i r_i \lg p_i \quad (10)$$

式中:  $p_i$  为模型预测的样本属于第  $i$  类的概率;  $r_i \in \{0, 1\}$  为样本属于第  $i$  类的真实概率,当该类别为真实标签时  $r_i = 1$ , 否则  $r_i = 0$ 。

## 2 采用 DTCWT 的可解释故障诊断方法

### 2.1 DTCWT 可解释卷积层构建

CNN 的首层卷积操作,是处理原始输入数据并提取关键特征的重要环节。传统 CNN 采用随机初始化的卷积核,其频率响应特性不确定,难以从振动信号中有针对性地提取与故障冲击相关的物理特征,导致网络可解释性不足<sup>[6]</sup>。为解决这一问题,本文提出将 DTCWT 引入 CNN 的首层卷积结构,构建具有明确时频物理意义的可解释卷积层。

#### 2.1.1 Morlet 复小波核设计

本文采用解析 Morlet 小波<sup>[19]</sup>作为 DTCWT 的基函数,其在时域连续表达式为

$$\phi(t) = e^{i2\pi f_c t} e^{-t^2/2} \quad (11)$$

式中:  $f_c$  为中心频率。Morlet 小波相应的实部与虚部为

$$\phi_h(t) = e^{-t^2/2} \cos(2\pi f_c t) \quad (12)$$

$$\phi_g(t) = e^{-t^2/2} \sin(2\pi f_c t) \quad (13)$$

为将连续的 Morlet 小波转化为可用于卷积的离散滤波器,需对其进行离散采样。设滤波器长度为  $K$ , 采样时间点  $t_k = (K-1)/2, k = 0, 1, \dots, (K-1)/2$ , 则离散化的实部滤波器系数  $w_{h,k}$  和虚部滤波器系数  $w_{g,k}$  分别为

$$w_{h,k} = e^{-t_k^2/2} \cos(2\pi f_c t_k) \quad (14)$$

$$w_{g,k} = e^{-t_k^2/2} \sin(2\pi f_c t_k) \quad (15)$$

Morlet 小波在时域与频域中均能实现有效的信号分析而被广泛使用,其频域表达式为

$$\phi(\omega) = \sqrt{2\pi} e^{-(\omega - \omega_0)^2/2} \quad (16)$$

该高斯窗特性使 Morlet 小波在频域中表现出良好的能量集中特性。与 DTCWT 中常用的 Q-shift 滤波器相比, Morlet 小波具有解析形式,其频率响应可精确控制,能够提供更灵活的时频分析能

力。通过调整中心频率  $\omega_0$ , 能够自适应匹配不同故障特征所对应的特征频率, 增强对微弱故障的检测能力。

### 2.1.2 双树并行结构实现

基于所设计的 Morlet 复小波滤波器组, 本文构建双树并行处理结构。该结构通过实树和虚树的协同工作, 实现对振动信号的复值特征提取。与传统 DTCWT 需要设计满足特定约束条件的 Q-shift 滤波器不同, Morlet 小波具有解析形式, 其实部和虚部满足 Hilbert 变换对关系, 从而避免了复杂的滤波器设计过程。

对于 Morlet 小波, 其复值形式为  $\psi(t) = e^{i\omega_0 t} e^{-t^2/2}$ 。根据 Hilbert 变换的性质,  $\cos(\omega_0 t)$  的 Hilbert 变化为  $\sin(\omega_0 t)$ , 并且高斯函数  $e^{-t^2/2}$  的 Hilbert 变换仍为高斯函数。因此, Morlet 小波的实部  $\psi_h(t)$  与虚部  $\psi_g(t)$  满足 Hilbert 变换, 即

$$\mathcal{H}[\psi_h(t)] = \psi_g(t) \quad (17)$$

这一关系保证了由  $\psi_h(t)$  和  $\psi_g(t)$  构成的复小波  $\psi(t) = \psi_h(t) + i\psi_g(t)$  是解析信号。

设输入信号  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{B \times C_{in} \times L}$ , 其中  $B$  为批次大小,  $C_{in}$  为输入通道,  $L$  为信号长度。输入信号分别与实部滤波器和虚部滤波器进行卷积运算, 从而提取对应的实部特征  $\mathbf{X}_\varphi$  与虚部特征  $\mathbf{X}_\psi$

$$\mathbf{X}_\varphi = \mathbf{X} * \mathbf{W}_h^{final} \quad (18)$$

$$\mathbf{X}_\psi = \mathbf{X} * \mathbf{W}_g^{final} \quad (19)$$

式中:  $\mathbf{W}_h^{final}$ 、 $\mathbf{W}_g^{final}$  为训练后的实部、虚部卷积核。通过实部树输出  $\mathbf{X}_\varphi$  和虚部树输出  $\mathbf{X}_\psi$ , 可计算对应复解析信号的幅值  $\mathbf{A}$  和相位  $\boldsymbol{\theta}$

$$\mathbf{A} = \sqrt{\mathbf{X}_\varphi^2 + \mathbf{X}_\psi^2} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\theta} = \arctan\left(\frac{\mathbf{X}_\psi}{\mathbf{X}_\varphi}\right) \quad (21)$$

式中: 幅值  $\mathbf{A}$  对故障冲击敏感, 反映的是信号在特定频带的能量分布;  $\boldsymbol{\theta}$  有助于识别周期故障, 反映瞬时相位信息。

实部与虚部特征分别提供了复解析信号的实部与虚部分量, 两者包含相同的频带成分, 但相位响应相差  $90^\circ$ 。正是基于这种相位正交特性, 其共同构成的复系数能够同时保留信号的幅值包络与瞬时相位信息, 从而对冲击特征及其周期性非常敏感。

该双树并行处理架构, 是通过上述相位正交特性, 使实部与虚部能够协同处理信号, 其输出相位相差  $90^\circ$ 。这种设计避免了传统复小波变换方法中因下采样而引入的时序对齐复杂性与相位模糊问题, 使后续诊断能够依据精确完整的幅相信息, 从而使

模型的判断依据清晰透明, 显著提升了诊断结论的可靠性。

### 2.1.3 多尺度频带分解

本文通过数据驱动的自适应学习机制实现多尺度频带分解。在统一初始化基础上, 每个 Morlet 小波核通道通过独立的可学习参数进行差异化调整, 使每个通道优化至不同的中心频率, 从而覆盖轴承故障特征所需的频带范围。

对于第  $c$  个通道, 可学习的 Morlet 小波核定义为

$$\psi_c(t) = \psi(t) + \lambda P_c(t) \quad (22)$$

式中:  $\lambda$  为可学习的缩放系数;  $P_c(t)$  为第  $c$  个通道的小波核系数。

这种自适应分解策略避免了传统方法中依赖先验知识预设尺度的局限性, 通过端到端训练让网络实现最优的频带组合。最终, 各通道输出沿特征维度拼接, 形成具有物理明确性和判别性的多通道特征表示, 为后续诊断网络提供时频特征输入。

## 2.2 自适应特征增强机制

针对传统故障诊断方法在强噪声、变工况等复杂环境下特征提取能力不足的问题, 本文提出自适应特征增强机制。该机制通过将信号处理先验知识融入 CNN 架构, 实现对故障特征的智能增强和噪声抑制。具体包括两个关键模块: ①可学习频带加权策略, 自适应调整不同频带特征的重要性; ②软阈值去噪模块, 抑制噪声干扰并保留故障冲击特征。

### 2.2.1 可学习频带加权策略

不同频段所提取的特征在故障诊断中的重要性不同。故障特征频率及其谐波分量所在频段通常包含更丰富的诊断信息, 而其他频段可能主要为噪声或无关成分。为此, 本文引入可学习的频带权重参数, 实现对不同频段特征重要性的自适应调整, 以强化故障相关特征的贡献并抑制干扰成分。具体而言, 分别为实部树输出特征  $\mathbf{X}_\varphi$  和虚部树输出特征  $\mathbf{X}_\psi$  构建独立权重参数  $\alpha \in \mathbb{R}^{1 \times C \times 1}$ 、 $\beta \in \mathbb{R}^{1 \times C \times 1}$ 。频带加权过程表示为

$$\mathbf{M}_\varphi = \mathbf{X}_\varphi \alpha \quad (23)$$

$$\mathbf{M}_\psi = \mathbf{X}_\psi \beta \quad (24)$$

式中:  $\alpha$ 、 $\beta$  是可学习参数, 通过反向传播算法优化。在训练过程中, 网络根据故障诊断任务的损失反馈, 自动调整权重向量: 对与故障特征相关的频带, 为增强其特征贡献, 分配较大的权重; 对噪声主导或与故障无关的频带, 为抑制其干扰, 分配较小的权重。

这种数据驱动的加权策略具有以下优点: 一是

避免了传统方法中依赖专家经验手动设置频带权重的局限;二是能够适应不同工况下的频带变化,从而提升模型的泛化性;最后,通过突出关键故障特征频带,显著增强了特征表达的判别性。

### 2.2.2 软阈值去噪模块

由于轴承振动信号中存在噪声干扰,本文设计了基于软阈值函数的自适应去噪模块。该模块对加权后的高频分量  $\mathbf{M}_\psi$  进行非线性滤波处理

$$\mathbf{M}_{\psi, \text{thr}} = \text{sgn}(\mathbf{M}_\psi) \max(|\mathbf{M}_\psi| - \lambda_0, 0) \quad (25)$$

式中:  $\lambda_0$  为可学习阈值参数。自适应去噪模块通过对幅度小于阈值  $\lambda_0$  的部分视为噪声并将其置零,有效滤除噪声干扰;对幅度大于阈值  $\lambda_0$  的信号成分视

为有用故障特征并进行收缩处理,保留其主要冲击特性。

在训练过程中,该阈值函数通过端到端学习机制实现自适应优化:前向传播时,对信号高频分量进行去噪;反向传播时,通过梯度计算对阈值参数进行更新。随着训练迭代的进行,阈值参数逐渐收敛至最优值,实现与具体信号噪声特性的匹配。为后续特征提取提供了高质量的信号输入。

### 2.3 混合网络架构设计

将可解释的 DTCWT 卷积层作为预处理模块嵌入标准卷积神经网络,构建得到 DTCWT-CNN 网络模型,结构见表 1 所示。

表 1 DTCWT-CNN 结构

Table 1 Structure of the DTCWT-CNN

| 单元序号 | 基本单元                                           | 输出尺寸                                     | 模块     |
|------|------------------------------------------------|------------------------------------------|--------|
| 1    | 输入<br>DTCWT 卷积层( $N_c @ 15 \times 1$ )-BN-ReLU | $1 \times 1\ 024$<br>$N_c \times 1\ 024$ | DTCWT  |
| 2    | Conv( $32 @ 3 \times 1$ )-BN-ReLU              | $32 \times 1\ 024$                       | 基准 CNN |
| 3    | MaxPool(2)                                     | $32 \times 512$                          |        |
| 4    | Conv( $64 @ 3 \times 1$ )-BN-ReLU              | $64 \times 512$                          |        |
| 5    | Conv( $128 @ 3 \times 1$ )-BN-ReLU             | $128 \times 512$                         |        |
| 6    | AdaptivePool(4)                                | $128 \times 4$                           |        |
| 7    | 展平层                                            | 512                                      |        |
| 8    | Dense(256)-LayerNorm-ReLU-Dense( $n_p$ )       | $n_p$                                    |        |

注:ReLU 为修正线性单元;Conv 为普通卷积层;MaxPool 为最大池化层;AdaptivePool 为自适应最大池化层;Dense 为全连接层,LayerNorm 为归一化层;()中的数值为对应层的参数; $N_c @ 15 \times 1$  表示通道数为  $N_c$ ,卷积核尺寸为  $15 \times 1$ ;  $n_p$  为故障类别数。

图 2 展示了 DTCWT-CNN 在智能故障诊断中的完整实施流程。首先,借助加速度传感器采集设备的振动信号,再运用时域滑动窗口对采集到的信号进行划分,生成若干时序样本,作为 DTCWT-CNN 模型的输入数据。之后,搭建 DTCWT 卷积层,并将该卷积层作为预处理模块与选定的基准 CNN 结合,构成 DTCWT-CNN 诊断模型。基准 CNN 由一个输入层、4 个卷积块(包含卷积、批归一化、激活函数及池化操作)以及一个包含全连接层的分类模块构成,其结构见表 1 中的基准 CNN。随后,利用训练集对模型进行训练,并在测试集上评估其在故障分类任务中的表现。在可解释分析方面,采用累计频带分析方法,对 DTCWT 卷积层进行可解释分析。

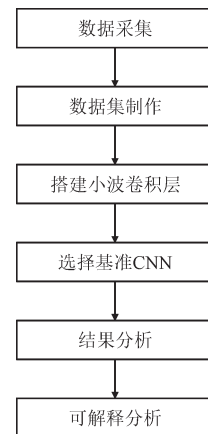


图 2 采用 DTCWT-CNN 的故障诊断流程

Fig. 2 Fault diagnosis flowchart based on DTCWT-CNN

### 3 实验与分析

为全面分析所提 DTCWT-CNN 方法的特性与诊断性能,在 3 个机械设备故障数据集上进行了实验验证。考虑到预处理层的通道数量直接影响网络的特征提取能力,本文在不同通道配置下比较各对照方法的诊断性能,以全面评估所提出模型的优势。

#### 3.1 案例 1

##### 3.1.1 数据集描述与样本构建

凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据集是机械故障诊断领域应用广泛的基准数据集之一<sup>[20]</sup>。涵盖了 4 种不同负载(0、0.75、1.49、2.24 kW)条件下的振动数据,采样频率分别为 12、48 kHz。

该数据集涵盖了正常状态及 3 类典型轴承故障(内圈、外圈、滚动体故障)的振动信号。故障轴承采用电火花加工方法制造,故障尺寸设置为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm。本实验选取负载为 0.75 kW、采样频率为 12 kHz 的振动信号作为分析数据。为确保各类别样本数量均衡,从每个状态类别中提取 200 个样本。训练集与测试集按照 8:2 的比例划分,详情如表 2 所示。

表 2 CWRU 数据集样本划分情况

Table 2 Sample distribution of the CWRU dataset

| 故障类型  | 故障尺寸/mm | 样本量 | 标签 |
|-------|---------|-----|----|
| 内圈故障  | 0.177 8 | 200 | 1  |
|       | 0.355 6 | 200 | 2  |
|       | 0.533 4 | 200 | 3  |
| 外圈故障  | 0.177 8 | 200 | 4  |
|       | 0.355 6 | 200 | 5  |
|       | 0.533 4 | 200 | 6  |
| 滚动体故障 | 0.177 8 | 200 | 7  |
|       | 0.355 6 | 200 | 8  |
|       | 0.533 4 | 200 | 9  |
| 正常    |         | 200 | 0  |

##### 3.1.2 不同通道配置的性能对比

为评估 DTCWT-CNN 的诊断性能,设计了 6 组对比实验,包括基准 CNN、双向注意力 CNN(Bi-CNN)<sup>[21]</sup>、SincNet<sup>[22]</sup>、Laplace-WKN<sup>[23]</sup>、Morlet-WKN<sup>[24]</sup>以及所提出的 DTCWT-CNN。实验结果如图 3 所示。除基准 CNN 外,其余各对比模型均设置 8、16、32、64、128 共 5 种预处理卷积层通道配置,以探究通道数对诊断性能的影响。所有模型采

用相同的训练策略:交叉熵损失函数、Adam 优化器、学习率 0.001、训练轮数 100。

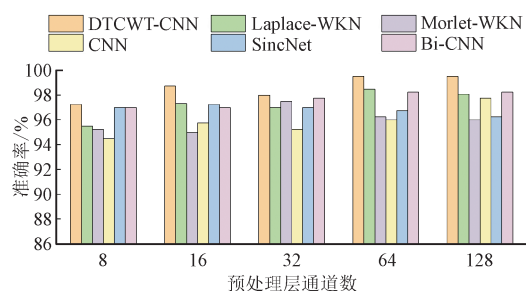


图 3 CWRU 轴承数据集上 6 类模型的测试准确率

Fig. 3 Test accuracy of six types of models on the CWRU bearing dataset

从图 3 可以看出,基准 CNN 的诊断准确率为 97.00%,Bi-CNN 在不同通道配置下的平均准确率为 97.65%,性能略有提升。Morlet-WKN 的表现相对较弱,平均准确率约为 96%。SincNet、Laplace-WKN 和 DTCWT-CNN 对通道数较为敏感;当通道数为 8 和 16 时,三者的平均准确率约为 97.5%;当通道数增至 32、64 和 128 时,DTCWT-CNN 的平均准确率达到了 99%,在所有对比模型中表现最优。

#### 3.2 案例 2

##### 3.2.1 数据集描述与样本构建

为验证 DTCWT-CNN 在真实故障诊断任务中的有效性,在帕德博恩大学(Universität Paderborn, PU)轴承数据集<sup>[25]</sup>上设置对比实验。实验平台由驱动电机、扭矩测量轴、滚动轴承实验模块、飞轮(平衡负载)和负载电机 5 部分组成。加速度传感器安装于轴承座外圈,用于采集轴承振动信号,采样频率为 64 kHz。数据集的样本划分如表 3 所示。

表 3 PU 数据集样本划分情况

Table 3 Sample distribution of the PU dataset

| 故障类型 | 轴承   | 故障程度  | 样本量 | 标签 |
|------|------|-------|-----|----|
| 外圈故障 | KA04 | 1(轻度) | 200 | 1  |
|      | KA16 | 2(中度) | 200 | 2  |
| 内圈故障 | KI16 | 3(重度) | 200 | 3  |
|      | KI21 | 1(轻度) | 200 | 4  |
| 正常   | K001 |       | 200 | 0  |

在工况 N15\_M07\_F10(转速 1 500 r/min,扭矩 7 N·m,径向力 1 000 N)下选取正常状态和 4 种真实故障状态的样本进行实验。训练集与测试集按照 8:2 的比例划分。

### 3.2.2 不同通道配置的性能对比

PU 轴承数据集上 6 类模型的测试准确率如图 4 所示。可以看出,当通道数为 8 和 16 时,DTCWT-CNN 的诊断准确率达到 98.00% 和 98.40%,显著优于其他对比模型。随着通道数增至 32、64 和 128,DTCWT-CNN 的性能持续提升,在 64 通道配置下达到峰值 99.20%,在所有对比模型中表现最优。

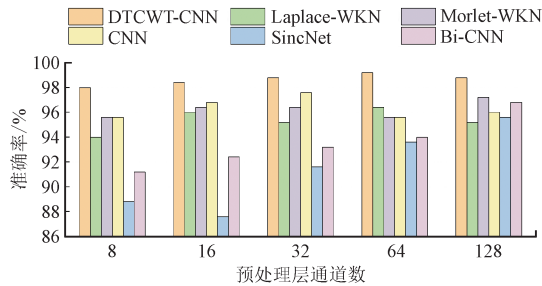


图 4 PU 轴承数据集上 6 类模型的测试准确率

Fig. 4 Test accuracy of six types of models on the PU bearing dataset

### 3.3 案例 3

#### 3.3.1 数据集描述与样本构建

为验证 DTCWT-CNN 的泛化能力,在南昌铁路局机车轴承数据集上开展对比实验。南昌铁路局机车轴承数据集由其机务段 JL 501 型试验台上采集的 7 种不同健康状态的轴承振动信号组成。试验台如图 5 所示,由传感器、液压系统、主轴箱、数据采集卡、被测轴承及控制台等构成。系统工作在三相 380 V/50 Hz 电源下,驱动电机输出功率为 5 kW,以 20 kHz 的采样频率采集振动信号。

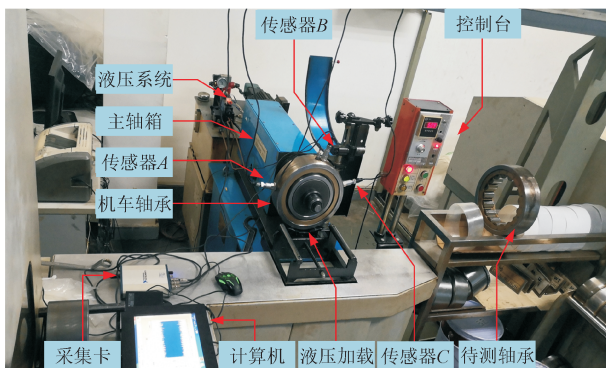


图 5 南昌机务段轴承试验台

Fig. 5 Nanchang locomotive depot bearing test bench

实验对象为内径 160 mm、外径 290 mm 的 NJ2232WB 型圆柱滚子轴承。试验台可同时采集 A、B、C 这 3 个方向的振动信号,选用 A 方向(径向)

的振动数据进行分析。数据集包含正常状态及 3 种故障(内圈故障、外圈故障、滚动体故障)类型。内圈故障尺寸为 4、7、19 mm,外圈故障尺寸为 7、19 mm,滚动体故障尺寸为 4 mm,共 7 种状态类别。采用长度为 1 024 的滑动窗口对原始振动信号进行无重叠截取,训练集与测试集按照 8 : 2 的比例划分,具体样本分布如表 4 所示。

表 4 机车轴承实验样本划分情况

Table 4 Classification of locomotive bearing test samples

| 故障类型  | 故障尺寸/mm | 样本量 | 标签 |
|-------|---------|-----|----|
| 内圈故障  | 4       | 390 | 0  |
|       | 7       | 390 | 1  |
|       | 19      | 390 | 2  |
| 外圈故障  | 7       | 390 | 3  |
|       | 19      | 390 | 4  |
| 滚动体故障 | 4       | 390 | 5  |
| 正常    |         | 390 | 6  |

#### 3.3.2 不同通道配置的性能对比

南昌机务段轴承数据集上 6 类模型的测试准确率实验结果如图 6 所示。可以看出:当通道数为 8 和 16 时,DTCWT-CNN、Laplace-WKN 和基准 CNN 的诊断准确率均在 97% 左右;随着通道数增至 64 和 128,DTCWT-CNN 的准确率显著提升至 99% 左右,而 Morlet-WKN、SincNet 和 Bi-CNN 的准确率相对较低。

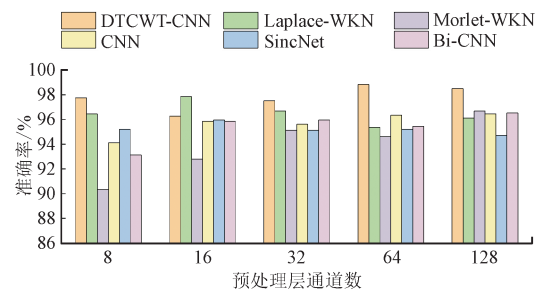


图 6 南昌机务段轴承数据集上 6 类模型的测试准确率

Fig. 6 Test accuracy of six types of models on the bearing dataset of Nanchang locomotive depot

综合 3 个数据集的实验结果可见,DTCWT-CNN 在 CWRU 数据集、PU 轴承数据集及南昌铁路局实际工业数据集上均实现了较高的平均诊断准确率,该结果验证了所提方法具有良好的应用前景。

### 3.4 通用性分析

为了验证 DTCWT 卷积层的通用性,选取 LeNet、AlexNet 以及 ResNet 等不同深度的卷积神

经网络结构作为基准模型,将 DTCWT 卷积层作为预处理模块嵌入上述网络,并评估其诊断性能。

实验中,对基准 CNN 模型及其对应的 DTCWT 增强网络在不同卷积通道数配置下的诊断性能进行了全面测试。采用 NCJWD 数据集中的 7 种故障类别作为输入样本,其余实验设置与第 3 节保持一致。DTCWT 卷积层通用性实验结果见表 5。可以看出,DTCWT 卷积层对不同深度的 CNN 架构均展现出显著的性能提升能力。

表 5 DTCWT 卷积层通用性实验结果

Table 5 Experimental results on the generalizability of the DTCWT convolutional layer

| 基准模型    | DTCWT 卷积层<br>通道数 | 平均准确率/% |
|---------|------------------|---------|
| LeNet   |                  | 82.15   |
|         | 16               | 89.59   |
|         | 32               | 91.82   |
|         | 64               | 92.98   |
|         | 128              | 93.88   |
| AlexNet |                  | 89.67   |
|         | 16               | 91.32   |
|         | 32               | 92.73   |
|         | 64               | 94.05   |
|         | 128              | 92.15   |
| ResNet  |                  | 91.98   |
|         | 16               | 96.12   |
|         | 32               | 97.36   |
|         | 64               | 96.86   |
|         | 128              | 97.52   |

具体而言,对于 LeNet 网络,当 DTCWT 卷积层通道数从 16 增至 128 时,平均准确率从 89.59% 稳步提升至 93.88%,相比无 DTCWT 层的基准模型(82.15%),最高提升了 11.73%。AlexNet 呈现相似趋势,在 DTCWT 通道数为 128 时达到 92.15% 的最优准确率,较基准模型(89.67%)提升 2.48%。对于更深层的 ResNet 架构,基准 ResNet 的准确率为 91.98%,而融入 DTCWT 层(通道数 128)后准确率提升至 97.52%,较基准模型提升 5.54%。

随着 DTCWT 卷积层通道数的增加,所有网络架构的准确率均持续提升,这表明 DTCWT 层具备有效提取多尺度故障特征的能力。上述结果充分证

明 DTCWT 卷积模块的通用性,以及在各种 CNN 架构中提高故障诊断准确性的能力。

### 3.5 噪声鲁棒性分析

在南昌机务段数据集中,为了评估 DTCWT-CNN 模型的噪声鲁棒性能,在原始信号中人工注入了不同信噪比的高斯白噪声,模拟不同程度的恶劣工况。信噪比越低,表明信号中噪声污染越严重。

设置 4 个递增的噪声等级,信噪比分别为 -5、0、5 和 10 dB。其中,-5 dB 的工况对模型的抗干扰能力有较高要求。不通信噪比下的模型准确率如表 6 所示。可以看出,随着信噪比的降低,所有模型的精度都在下降。DTCWT-CNN 的诊断准确率均显著高于其他所有对比模型,表现出较好的噪声鲁棒性。

表 6 不通信噪比下的模型准确率

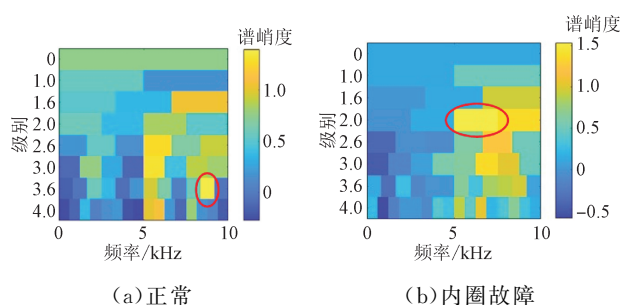
Table 6 Model accuracy at different SNR

| 模型          | 准确率/% |       |       |       |
|-------------|-------|-------|-------|-------|
|             | -5 dB | 0 dB  | 5 dB  | 10 dB |
| DTCWT-CNN   | 61.90 | 67.93 | 77.69 | 92.64 |
| Laplace-WKN | 57.36 | 61.40 | 73.88 | 76.78 |
| Morlet-WKN  | 53.88 | 64.21 | 73.14 | 80.74 |
| CNN         | 53.64 | 64.79 | 72.40 | 77.77 |
| SincNet     | 50.50 | 56.30 | 65.21 | 79.09 |
| Bi-CNN      | 43.47 | 58.32 | 66.69 | 77.77 |

## 4 可解释性分析

本文从模型决策机制的可解释性角度出发,通过累计频谱分析方法揭示 DTCWT-CNN 模型在故障诊断中的决策依据。

为验证模型决策的物理合理性,利用 Kurtogram 函数<sup>[26]</sup>得到正常、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障 4 种状态信号对应的谱峭度值及其特征频带。频带分布如图 7 所示,特征频带范围见图中红圈。可以看出,正常状态、内圈故障、外圈故障及滚动体故障对应的最优中心频率分别为 8.75、6.25、9.166 7、6.875 kHz,带宽分别为 0.83、2.5、1.666 7、1.25 kHz。



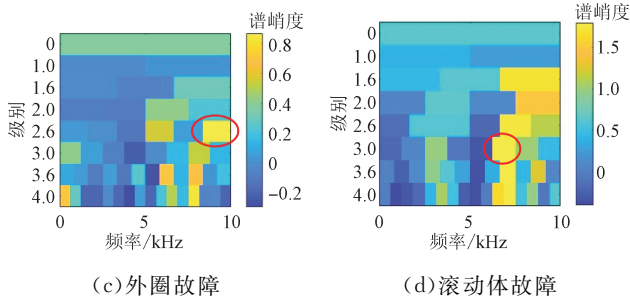


图7 4种不同状态下的故障频带

Fig. 7 Fault frequency band diagrams under four different conditions

累计频带分析<sup>[27]</sup>是解释小波核网络决策机制的方法。该方法通过整合所有通道的小波卷积核,对权重进行快速傅里叶变换并归一化,再与故障特征频率进行相关性计算,从而识别出网络关注的关键频带。在累计频带分布图中,纵坐标数值为1时对应的频率,能够反映出网络所关注的主要故障特征频率。

为展现所提 DTCWT 卷积层通过自适应权重调整实现故障特征聚焦的过程,本文分析了模型训练前、后提取的累计频带分布,如图8所示。可以看出,累计频带的中心频率从训练前的 3.32 kHz 迁移至训练后的 8.06 kHz,该频率位于各类故障(正常、内圈、外圈、滚动体)的特征频带范围内,表明该卷积层能够通过频带寻优机制,将学习重点聚焦于包含更丰富故障信息的频率区间,从而有效提取关键频带特征并识别最优故障表征频段。

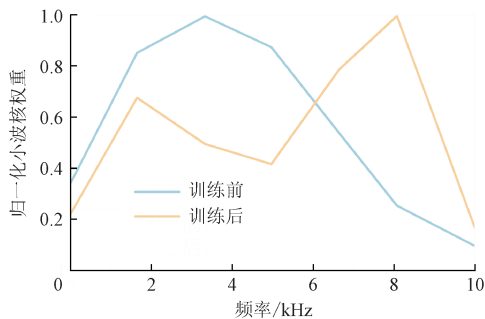


图8 训练前、后累计频带变化

Fig. 8 Cumulative frequency band variation diagram before and after training

## 5 结 论

(1)本文提出采用 DTCWT 的可解释智能诊断方法,通过引入 Morlet 复小波构建可解释卷积层,实现特征提取过程的可解释性。同时,结合可学习

的频带加权机制与软阈值去噪模块,自适应突出故障特征频段并抑制噪声干扰,在 CWRU、PU 轴承数据集以及机车轴承数据集上分别实现了 99%、99% 和 98% 的高平均诊断准确率,显著优于其他对比方法。

(2)累计频带可视化分析表明,DTCWT-CNN 能够自适应调整中心频率,从训练前的 3.32 kHz 收敛至训练后的 8.06 kHz,聚焦在故障特征频带范围内,揭示了模型从信号物理特征出发进行故障决策的学习机制,有效增强了诊断过程的物理可解释性。

(3)所提出的 DTCWT 卷积层具备良好的架构泛化能力与抗噪能力,可有效提升不同深度 CNN 模型的诊断性能,在保持高精度的同时,为可解释智能故障诊断提供了新的技术途径。

## 参考文献:

- [1] Zhang Long, Wang Jinbo, Xiao Qian, et al. A bearing fault diagnosis method with implementation of multi-scale time-frequency feature fusion and bidirectional information interaction [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(13): 23740-23756.
- [2] 张龙, 赵丽娟, 王朝兵, 等. 自适应频域字典的机车轮对轴承稀疏诊断方法 [J]. 铁道科学与工程学报, 2023, 20(4): 1456-1468.  
Zhang Long, Zhao Lijuan, Wang Chaobing, et al. Adaptive frequency domain dictionary for sparse diagnosis of locomotive wheelset bearing [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(4): 1456-1468.
- [3] 张龙, 胡燕青, 赵丽娟, 等. 采用递归图编码技术与残差网络的滚动轴承故障诊断 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(2): 110-120.  
Zhang Long, Hu Yanqing, Zhao Lijuan, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using recurrence plot coding technique and residual network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(2): 110-120.
- [4] 张龙, 刘皓阳, 张号, 等. 改进共空间模式与多源特征融合的轴承智能诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(8): 127-137.  
Zhang Long, Liu Haoyang, Zhang Hao, et al. Intelligent bearing fault diagnosis using modified common spatial pattern and multi-source feature fusion [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(8): 127-137.
- [5] 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.
- [6] 陈钱, 陈康康, 董兴建, 等. 一种面向机械设备故障诊断的可解释卷积神经网络 [J]. *机械工程学报*, 2024, 60(12): 65-76.
- Chen Qian, Chen Kangkang, Dong Xingjian, et al. Interpretable convolutional neural network for mechanical equipment fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(12): 65-76.
- [7] Zhang Yu, Tiño P, Leonardis A, et al. A survey on neural network interpretability [J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2021, 5(5): 726-742.
- [8] Brito L C, Susto G A, Brito J N, et al. An explainable artificial intelligence approach for unsupervised fault detection and diagnosis in rotating machinery [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 163: 108105.
- [9] Jiang Fei, Kuang Yicong, Li Tao, et al. Towards enhanced interpretability: a mechanism-driven domain adaptation model for bearing fault diagnosis across operating conditions [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2025, 225: 112244.
- [10] Peng Ying, Shao Haidong, Xiao Yiming, et al. A systematic review on interpretability research of intelligent fault diagnosis models [J]. *Measurement Science and Technology*, 2025, 36(1): 012009.
- [11] Selvaraju R R, Cogswell M, Das A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 618-626.
- [12] Han Guangjie, Chen Jianhang, Liu Li, et al. An interpretable CNN with wavelet group policy embedded for intelligent fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-15.
- [13] Zhou Qianyu, Tang Jiong. An interpretable parallel spatial CNN-LSTM architecture for fault diagnosis in rotating machinery [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(19): 31730-31744.
- [14] He Chao, Shi Hongmei, Si Jin, et al. Physics-informed interpretable wavelet weight initialization and balanced dynamic adaptive threshold for intelligent fault diagnosis of rolling bearings [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2023, 70: 579-592.
- [15] Li Sinan, Li Tianfu, Sun Chuang, et al. WPCovNet: an interpretable wavelet packet kernel-constrained convolutional network for noise-robust fault diagnosis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(10): 14974-14988.
- [16] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N C. The dual-tree complex wavelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 123-151.
- [17] Wang Yanxue, He Zhengjia, Zi Yangang. Enhancement of signal denoising and multiple fault signatures detecting in rotating machinery using dual-tree complex wavelet transform [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(1): 119-137.
- [18] Lecun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. *Neural Computation*, 1989, 1(4): 541-551.
- [19] Gu Xiaohui, Yang Shaopu, Liu Yongqiang, et al. Compound faults detection of the rolling element bearing based on the optimal complex Morlet wavelet filter [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part C Journal of Mechanical Engineering Science*, 2018, 232(10): 1786-1801.
- [20] Smith W A, Randall R B. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: a benchmark study [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64/65: 100-131.
- [21] Zhao Dengfeng, Tian Chaoyang, Fu Zhijun, et al. Multi scale convolutional neural network combining BiLSTM and attention mechanism for bearing fault diagnosis under multiple working conditions [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 13035.
- [22] Zhong Jingshu, Zheng Yu, Ruan Chengtao, et al. M-IPISincNet: an explainable multi-source physics-informed neural network based on improved SincNet for rolling bearings fault diagnosis [J]. *Information Fusion*, 2025, 115: 102761.
- [23] Qi Jinshui, Mo Jiaqing, Niu Yasen, et al. Recognition of fiber optic vibration signals based on Laplace wavelet transform and deep learning [J]. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2024, 19(6): 1026-1034.
- [24] Guo Lijin, Han Bintao, Huang Qilan. Bearing fault diagnosis based on improved Morlet wavelet transform and shallow residual neural network [J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(11): 4542.
- [25] Lessmeier C, Kimotho J K, Zimmer D, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric

- motors: a benchmark data set for data-driven classification [C]//PHM Society European Conference. Rochester, New York, USA: The Prognostics and Health Management Society, 2016: 1-17.
- [26] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [27] Shang Zuogang, Zhao Zhibin, Yan Ruqiang. Denoising fault-aware wavelet network: a signal processing informed neural network for fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2023, 36(1): 9.

(编辑 陶晴)