

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615220

基于零序电流与振动信号图域融合的 传动轴承复合故障协同诊断方法*

刘朝华^{1,2}, 龙俊杰^{1,3}, 封文宇^{1,2}, 王刚毅^{1,2,4}, 文必胜^{1,2}

(1. 湖南科技大学信息与电气工程学院 湘潭 411201; 2. 湖南省新能源发电装备智能感知与主动并网工程技术研究中心 湘潭 411201; 3. 湖南华菱湘潭钢铁有限公司科技质检部 湘潭 411201;
4. 湖南科技大学计算机科学与工程学院 湘潭 411201)

摘 要:传动轴承作为旋转机械的关键动力部件,在风力发电、航空航天、工业制造等高端装备中应用广泛,其健康状态直接影响整机运行的安全性与可靠性。复杂运行工况和交变载荷容易使其产生磨损和故障,其中传动轴承复合故障是引发旋转机械非预期停机的主要诱因,这类故障特征相互耦合、易受主故障掩盖,极大地增加了诊断难度。针对现有复合故障诊断方法多依赖单一传感器数据,存在信息表征维度不足、难以全面捕捉故障动态特征的局限,提出一种基于零序电流与振动信号图域融合的传动链复合故障协同诊断方法。首先,建立基于对称点模式方法实现零序电流信号与振动信号的跨模态异构数据时空对齐与图域融合,实现两类信号在图形成域中的像素级空间对齐与特征级信息融合,有效避免了传统特征拼接导致的物理意义割裂问题;其次,构建滑动窗口 Transformer (SwinT) 与卷积神经网络 (CNN) 的故障特征协同提取架构,设计 SwinT 滑动窗口注意力机制提取局部细节特征和利用 CNN 全局注意力模块强化整体空间特征提取,通过自适应平均池化实现局部-全局特征深层互补融合;最后,在真实复合故障数据集上开展验证实验,所提方法诊断精度达到 98.8%,有效解决了复合故障下模态混叠、特征提取困难的问题,为旋转机械复合故障精准诊断提供了新途径。

关键词: 传动轴承;复合故障;协同故障诊断;零序电流;图域融合;时空对齐

中图分类号: TH165+.3 TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.2020

A collaborative diagnosis method for compound faults in transmission bearings based on the image domain fusion of zero-sequence current and vibration signal

Liu Zhaochua^{1,2}, Long Junjie^{1,3}, Feng Wenyu^{1,2}, Wang Gangyi^{1,2,4}, Wen Bisheng^{1,2}

(1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
2. Hunan Provincial Research Center of Engineering Technology for New Energy Power Generation Equipment; Intelligent Perception & Active Grid Connection, Xiangtan 411201, China; 3. Technology and Quality Inspection Department, Hunan Valin Xiangtan Iron & Steel Co., Ltd., Xiangtan 411201, China; 4. School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: As a critical power component in rotating machinery, transmission bearings are widely used in high-end equipment such as wind power generation, aerospace, and industrial manufacturing. Their health status directly affects the safety and reliability of overall machine operation. Due to complex operating conditions and alternating loads, they are prone to wear and faults. Among them, compound faults of transmission bearings are the main cause of unexpected downtime in rotating machinery. The fault characteristics are coupled and easily masked by the primary fault, greatly increasing the difficulty of diagnosis. Aiming at the limitations of existing compound fault diagnosis methods that mostly rely on single-sensor data, which lack sufficient information representation dimensions and have difficulty fully capturing fault dynamic characteristics, a collaborative diagnosis method for transmission chain compound faults

收稿日期: 2026-05-05 Received Date: 2026-05-05

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62473147)、湖南省自然科学基金重点项目 (2026JJ30019) 资助

based on zero-sequence current and vibration signal graph-domain fusion is proposed. First, a method based on the symmetrized dot pattern (SDP) is established to achieve spatiotemporal alignment and graph-domain fusion of cross-modal heterogeneous data from zero-sequence current signals and vibration signals. This realizes pixel-level spatial alignment and feature-level information fusion of the two types of signals in the graph domain, effectively avoiding the separation of physical meanings caused by traditional feature concatenation. Second, a collaborative fault feature extraction architecture combining shifted window transformer (SwinT) and convolutional neural network (CNN) is constructed. The SwinT sliding window attention mechanism is designed to extract local detail features, and the CNN global attention module is used to enhance overall spatial feature extraction. Through adaptive average pooling, deep complementary fusion of local-global features is realized. Finally, validation experiments are conducted on a real compound fault dataset. The proposed method achieves a diagnostic accuracy of 98.8%, effectively solving problems of modal aliasing and difficulty in feature extraction under compound faults, providing a new approach for accurate diagnosis of compound faults in rotating machinery.

Keywords: transmission bearings; compound fault; collaborative fault diagnosis; zero-sequence current; image domain fusion; spatio-temporal alignment

0 引 言

传动轴承作为旋转机械的关键动力部件,在风力发电、航天航空、工业制造等高端装备中应用广泛,支撑着各类工业传动系统的能量转换^[1]。然而,在长期运行于恶劣工况(如高温、高湿、强振动、粉尘干扰)和交变载荷情况下,旋转机械传动轴承易发生各类故障,其中复合故障(即多个故障同时出现)复杂性高、诊断难度大,是导致设备非预期停机、运维成本激增甚至安全事故的主要诱因^[2]。复合故障发生时,各故障响应之间存在强烈的相互干扰、耦合及混叠现象,导致故障特征信息难以有效分离和提取,进而无法准确判断故障具体类型。因此,有效提取与识别故障特征,对保障装备安全稳定运行、降低运维成本具有重要的工程价值。

复合故障表现为旋转机械多个关键部件同时发生故障,各故障之间并非简单的线性叠加,而是存在复杂的时空相关性与相互作用,这使得故障特征的复杂性 with 隐蔽性显著提升。相较于单一故障,复合故障的演化机理更难从因果关系角度揭示,且不同故障分量的脉冲响应相互混合,进一步增加了特征提取的难度,为此研究人员持续开展相关探索并取得诸多成果。Cao 等^[3]提出基于稀疏贝叶斯学习的复合轴承故障诊断方法,通过分类概率模型截断可行域抑制能量泄漏,避免 l_1 范数近似与手动参数调优,提升诊断精度与鲁棒性。Chen 等^[4]提出无需先验的成簇加权包络谱方法,基于频谱相干性自动识别潜在故障特征频率,通过聚类加权定位离散频段,实现复合轴承故障诊断。Wang 等^[5]利用尺度不变特征变换形成词袋模型,将提取的特征输入改进的逆残差网络,实现行星减速机振动信号图像化及复合故障高精度诊断。文献^[6]通过动态剪枝胶囊网络,引入多尺度互信息损失与一致性约束提升特征表示鲁棒性,在风电机组测试平台验证了模型对复合故障的有效性。Zhang 等^[7]通过改

进模态分解抑制模式混叠,构建自适应反卷积增强微弱故障特征,实现了强噪声下变速箱复合故障精准辨识。文献^[8]提出一种基于微调变分模态分解与单故障训练策略,通过概率条件触发复合故障预警,突破了主故障掩盖下微弱故障检测瓶颈。文献^[9]通过小波技术将电流信号转换为时频图像,集成两个 Transformer 网络对图像进行去噪与诊断,实现了工业机器人复合故障识别。Xia 等^[10]针对齿轮传动系统故障,采用深度学习与分类器级传感器融合策略,提升了多传感器信息下齿轮故障分类精度;Wang 等^[11]则基于改进多目标域对抗网络,通过对抗性领域适应实现故障分类,实现变工况下旋转机械故障特征的自适应迁移与诊断。

当前旋转机械复合故障诊断方法可分为传统信号处理、数据驱动的浅层学习和深度学习三大类,各类方法的原理、优势与局限性如下:

1) 传统信号处理方法基于信号的时域、频域特性,通过各类变换技术提取故障特征,主要包括短时傅里叶变换(short-time fourier transform, STFT)、小波变换等。Meng 等^[12]提出双域重加权稀疏表示法,通过小波域周期聚类相似性衡量故障特征,结合时域 Hadamard 乘积提取瞬态成分,实现了轴承的复合故障诊断;Deng 等^[13]融合优化最大相关峰度解卷积与稀疏表示,采用人工鱼群算法全局优化相关参数实现故障分离,结合改进蜂群算法重构瞬态信号,通过包络解调完成复合故障的特征提取。王爽等^[14]提出了加权多尺度卷积稀疏表示用于分离振动信号中的周期性故障冲击特征,从而实现轴承故障诊断。然而,在面对复合故障时,传统信号处理方法难以有效解决多故障分量的混叠问题,对非平稳信号的瞬态特征捕捉能力不足、通用性较差,难以适应复杂工况下的复合故障诊断需求。

2) 数据驱动浅层学习方法无需建立精确的机理模型,通过信号处理技术提取故障特征后,结合分类器实现故障识别。Kong 等^[15]通过自适应模态分解增强弱故障

特征与样本多样性,结合双尺度压缩和激励网络提升通道敏感性,构建复合-单一故障概率映射降低样本依赖。Yin等^[16]构建双通道深度特征解耦诊断模型,通过改进残余收缩单元的软阈值函数,结合卷积池化与门控循环单元提取线性特征,采用多标签分类框架实现复合故障解耦识别。该类数据驱动浅层学习方法随着传感器采样频率提升,监测数据量成倍增长,特征提取效率显著下降,且多数依赖单一信号,特征维度单一,易受环境干扰导致信息丢失,难以全面表征复合故障的复杂耦合特性。

3)深度学习技术凭借其端到端的特征学习能力,具备强大的特征提取与模式识别优势,有效解决了传统方法中人工特征提取的难题,近年来在复合故障诊断领域取得一系列成果并受到广泛关注。Wang等^[17]提出顺序特征增强深度多标签模型,融合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与卷积长短期记忆网络构建深度堆叠稀疏编码器,从少标注数据中提取高维时序特征,再设计有监督的多标签学习模型,实现了良好的复合故障诊断效果。Huang等^[18]设计深度解耦卷积网络,将CNN提取的特征送入多堆叠胶囊解耦分类器,结合路由一致算法与边界损失优化模型,实现复合故障识别与解耦。谢锋云等^[19]将多尺度韦伯色散熵与图神经网络相结合,充分利用故障信号的非线性动态特征与拓扑关联特性,提升齿轮箱复合故障诊断精度;王建国等^[20]针对风电齿轮箱,构建声音信号耦合调制模型,实现复合故障下的调制机理分析与故障特征辨识。针对电机系统复合故障场景,何静等^[21]考虑磁链变化率特性,提出永磁同步电机失磁故障复合容错控制策略,在故障状态下仍能保证系统稳定运行。深度学习方法显著提升了复合故障的诊断效率和准确率,特别适用于复杂工况下的旋转机械复合故障诊断,但多数模型依赖单一传感器数据,未能充分整合多源信号(如电流、振动等)的互补信息,模型参数量大、计算复杂度高,难以满足在线诊断需求,对变工况下的故障泛化能力仍需进一步提升。

尽管现有旋转机械复合故障诊断研究已取得一定进展,但相关技术仍存在明显局限:一方面,当前诊断方法多依赖单一传感器采集的振动信号,未能充分整合多源信号的互补信息,无法提供全面、准确的多维度故障描述,难以从复合故障的不同故障成分中提取有效特征;另一方面,对不同监测信号在复合故障演化过程中的机理表现及多信号间的交互表征规律缺乏深入分析,且不同传感器提供的信息存在数据异构性,难以实现有效对齐与深度融合,导致诊断模型的物理可解释性与复杂工况适应性不足,难以满足工程实践中对故障精准检测的需求。同时,单一传感器易受环境干扰,会降低诊断精度和可靠性,进一步限制了现有方法在实际工程中的应用。何毓芬等^[22]在工业缺陷检测领域对传统机器学习、深度

学习与缺陷检测大模型的系统对比也表明,单一模态与小样本条件下的检测性能瓶颈普遍存在,而多模态融合与自适应泛化能力的提升是突破该类困境的关键方向。

针对上述问题,本文提出一种基于零序电流与振动信号图域融合的传动链复合故障协同诊断方法。该方法利用对称点模式方法实现多源信号的图域融合,解决跨模态数据的空间对齐问题,有效处理不同传感器数据的异构性难题,通过构建协同网络模型架构,提取全局和局部故障特征,实现故障信息的有效互补与深层融合,丰富故障信息的表达,提升复合故障特征的区分度与诊断精度。本文的贡献包括:

1)将零序电流信号和振动信号作为多源信号进行同步采集,再通过对称点模式方法实现了多通道的时空对齐和信息融合,在提高计算效率的同时也避免了单一传感器信号对复合故障检测的不灵敏性。

2)提出了一种滑动窗口 Transformer (shifted window transformer, SwinT) 与 CNN 的协同特征提取网络架构。通过 SwinT 的滑动窗口注意力机制提取融合图像的局部细节特征,而 CNN 分支通过全局注意力模块动态调整特征重要性,强化 CNN 网络捕捉的整体空间特征,两者的协同处理实现了局部-全局特征的多层次互补,最后通过自适应平均池化有效地融合了两类特征,解决了复合故障下模态混叠导致特征提取困难的问题。

3)在真实复合故障数据集上验证了本文方法的有效性,实现了 98.8% 的复合故障诊断精度,明显优于同类对比方法。

1 零序电流与振动信号图域融合模型

1.1 零序电流分析

理论上,电机在正常运行条件下,相电流可以定义为如式(1)所示。

$$i_H(t) = I_n \cos(2\pi n f_s t) = I_n \cos(n \omega_s t) \quad (1)$$

其中, f_s 是电源频率。

而在三相系统中,三相电流的幅值相等,相位相差 120° ,如式(2)所示。

$$i_{zsc}(t) = i_{ph_a}(t) + i_{ph_b}(t) + i_{ph_c}(t) \quad (2)$$

零序电流为三相电流瞬时值之和,因此零序电流为 0。考虑到轴承失效对定子电流的影响,可以将式(2)修改为如式(3)所示。

$$i_F(t) = \sum_{n=1}^{\infty} [I_n \cos(n \omega_s t) + \sum_{k=1}^{\infty} I_k \cos(n \omega_s \pm k \omega_f t)] + N(t) \quad (3)$$

其中, $N(t)$ 表示高斯噪声。

因此,对于三相电流的表达式可以更改为如式(4)所示。

$$\begin{cases} i_{aF}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ I_{1n} \cos(n\omega_s t) + \sum_{k=1}^{\infty} I_{1k} \cos(n\omega_s \pm k\omega_c)t \right\} + N_1(t) \\ i_{bF}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ I_{2n} \cos\left[n\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right)\right] + \sum_{k=1}^{\infty} I_{2k} \cos\left[n\left(\omega_s t - \frac{2\pi}{3}\right) \pm k\omega_c t\right] \right\} + N_2(t) \\ i_{cF}(t) = \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ I_{3n} \cos\left[n\left(\omega_s t - \frac{4\pi}{3}\right)\right] + \sum_{k=1}^{\infty} I_{3k} \cos\left[n\left(\omega_s t - \frac{4\pi}{3}\right) \pm k\omega_c t\right] \right\} + N_3(t) \end{cases} \quad (4)$$

首先,当旋转机械发生故障时,如轴承滚动体损坏或齿轮部件的齿缺失和断裂,会导致载荷分布不均匀,使三相不完全对称,使得式(4)不为0。其次,旋转机械的故障会引起机械振动和冲击,进而传递到电机的定子电流中。

机械振动和冲击会表现为零序电流的增加,不同的故障也可能导致零序电流相位的差异。如图1所示。观察图1(a)可以看出,当机器在正常状态下运行时,零序电流几乎为0,处于非常低的水平。然而,一旦机器发生故障,零序电流将呈现明显的增加趋势,并伴有相位差的产生,如图1(b)所示。因此,通过监测零序电流的大小,可以确定旋转机械传动轴承是否存在故障。

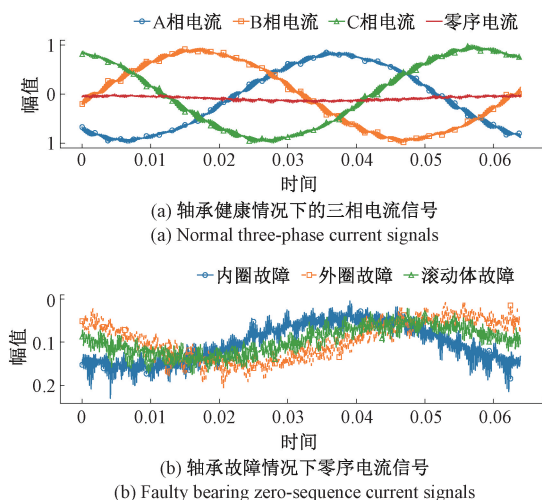


图1 正常和故障条件下真实的电机电流

Fig. 1 True motor current under normal and fault conditions

而面对复合故障场景,零序电流信号易出现特征交织叠加,还容易受电气因素干扰,难以直观反映轴承机械损伤情况。振动信号则能够直接采集轴承故障带来的周期性冲击、结构形变等本体特征,两类信号分别从电气、机械层面反映故障状态,具备良好互补性。将零序电流与振动信号相结合,能够弥补单一传感信息维度不足、特征提取难度大、抗干扰性差的问题,完成多源数据时空匹配与深度融合,拆分混杂的故障特征,丰富特征表达维度,有效提升诊断结果的准确度与稳定性,可靠实现传动链复合故障识别。

1.2 基于对称点模式的零序电流与振动信号图域融合

对称点模式(symmetric dot pattern, SDP)分析方法的原理是将传感器采集到的一维时域信号通过相应的公式转换为二维的极对称散点图,提高了故障特征的可视化能力。SDP的原理如图2(a)所示,详细介绍如下:

对于一个时序信号 x ,设其第 i 个采样点的幅值为 x_i ,而在相邻时间间隔 τ 后,信号的第 $i + \tau$ 个采样点的幅值为 $x_{i+\tau}$ 。将时域中的信号点 x_i 转换到极坐标空间时,信号点 x_i 的幅值会被映射为极坐标的半径。同时,镜像对称平面的顺时针旋转角 $\varphi(i)$ 和逆时针旋转角 $\theta(i)$ 共同界定了SDP图像在极坐标系中的绘制区域。这两个角度则是由相邻的时间点 x_i 和 $x_{i+\tau}$ 的幅值关系映射得到的。相关的转换公式如式(5)所示。

$$\begin{cases} r(i) = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \\ \theta(i) = \theta_l + r(i + \tau)\zeta \\ \varphi(i) = \theta_l - r(i + \tau)\zeta \\ \theta_l = \frac{360(l-1)}{n}, \quad l = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (5)$$

其中, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别是时域信号 x 幅度的最大值和最小值; τ 是时间间隔因子, $1 \leq \tau \leq 10$; ζ 是坐标系曲线的增益角, $\zeta \leq \theta_l$; θ_l 是极坐标中第 l 个镜像对称表面的角度; n 是镜像对称平面的数量。

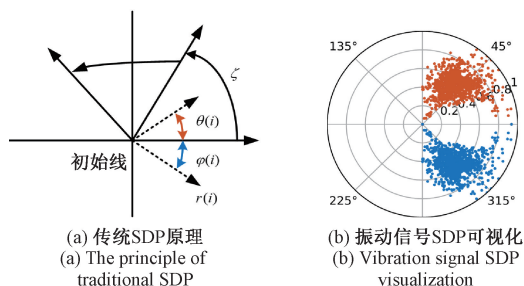


图2 SDP原理和可视化

Fig. 2 SDP principle and its visualization diagram

传统的SDP处理的单源振动信号表示如图2(b)所示。在实际的工作条件下,复合故障频繁发生,单一的信号源不能提供足够的信息来检测不同的电气和机械故障。本文通过采用优化多源信号对称点模式(optimizing multisource signal symmetrized dot pattern, OMSSDP)方法

将多个通道的信号进行了融合^[23]。该方法可通过式(6)所示公式进行说明:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & v_1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & v_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & v_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{S}$ 是由多个信号组成的矩阵, x 、 y 、 z 和 v 分别表示不同的传感器信号。

$$\begin{cases} r(i, j) = \frac{S_{ij} - S_{j\min}}{S_{j\max} - S_{j\min}} \\ \theta_j = \frac{360(j-1)}{S_{\text{column}}} (j = 1, 2, \dots, S_{\text{column}}) \\ \theta(i, j) = \theta_j + r(i + \tau, j)\zeta \\ \varphi(i, j) = \theta_j - r(i + \tau, j)\zeta \\ |\theta_j - \zeta \leq \theta_{sj} \leq \theta_j + \zeta (0.1) \end{cases} \quad (7)$$

式(7)表示矩阵 $\mathbf{S}$ 中的每个信号的 SDP 变换原理。

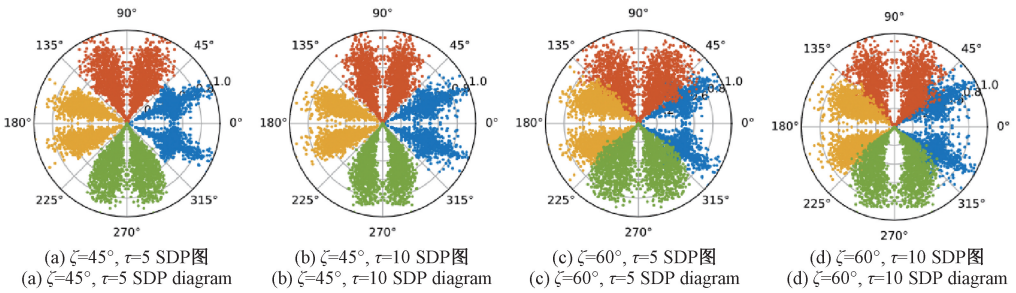


图3 不同 ζ 值下的 SDP 图像

Fig. 3 SDP images at different ζ values

2 基于图域融合的传动链复合故障协同诊断算法

2.1 复合故障协同诊断模型

本文提出一种新的复合故障分类模型—全局注意力增强的卷积神经网络—滑动窗口 Transformer (global attention mechanism-convolutional neural network-shifted window transformer, GCNN-SwinT) 协同分类模型。该方法集成了 SwinT、CNN 卷积、全局注意力机制 (global attention mechanism, GAM) 以增强特征提取能力。模型主要由 3 部分组成: SwinT 局部特征提取模块、GCNN 全局特征提取模块以及分类器模块。具体框架如图 4 所示。

2.2 基于 Swin-T 的局部故障特征提取

SwinT 的设计初衷是为了解决传统 Transformer 在处理复杂空间关系时存在的缺陷。其核心创新之处在于巧妙地融入了分层结构、移动窗口机制以及无池化策略,这

SDP 技术将一维时间序列数据转变为极坐标系下的雪花状图案,该图案由镜像对称的点构成,通过图案的差异能够体现电流或振动信号的幅值及频率变动情况,从而更直观地展现各种故障状态的特征。在 SDP 融合处理过程中,参数的选择显得尤为关键,包括角度 θ 的设定、时间滞后因子 τ 的取值以及角度增益 ζ 的调整,这些都对结果产生重要影响。

在实验分析中, θ 的取值计算为 $\theta = 360^\circ/m$, 其中 $m = 1, 2, \dots, n$ 。由于采用 4 个通道信号,因此取 $m = 4$, 则 $\theta = 360^\circ/4 = 90^\circ$ 。其次, ζ 的选择会影响到整个图像的对称性。 ζ 如果太大,则生成的图像点与点之间将重叠,并且图像在整个极坐标平面中的对称性较差。如果太小,生成的图像中会有更多的重叠,这将导致特征被覆盖而不容易被提取。由于 ζ 需要小于 θ , 且 SDP 技术需整合来自 4 个传感器的数据分量,为防止转换后的图像样本点出现重叠现象,故取 $\zeta = 45^\circ$, 如图 3 所示。

一系列设计极大地增强了模型对图像中局部细节与全局上下文的捕捉能力。图 5 为 SwinT 的网络框架图。

SwinT 通过采用滑动窗口自约束机制,将计算过程限制在一系列不重叠的窗口内,从而有效降低了计算复杂度。然而,窗口的划分也导致了信息完整性的割裂;为了弥补这一不足, SwinT 引入了跨窗口交互机制,确保在不牺牲信息完整性的同时,提高了处理效率。SwinT 的基本构成单元主要包括窗口自注意力 (window-based multi-head self-attention, W-MSA) 和移动窗口自注意力 (shifted window multi-head self attention, SW-MSA), 其结构如图 6 所示。

SwinT 局部特征提取模块包括:

1) 线性嵌入层:通过卷积层将输入图像划分为大小为 4×4 的补丁,并将每个补丁映射到 128 维的特征空间。随后使用 LayerNorm 进行特征归一化。

2) Transformer 层:包含了多个 SwinT 阶段,每个阶段由若干个 SwinT 块,用于捕捉局部和全局特征。输入图像被分割为多个窗口,每个窗口内部独立计算自注意力,

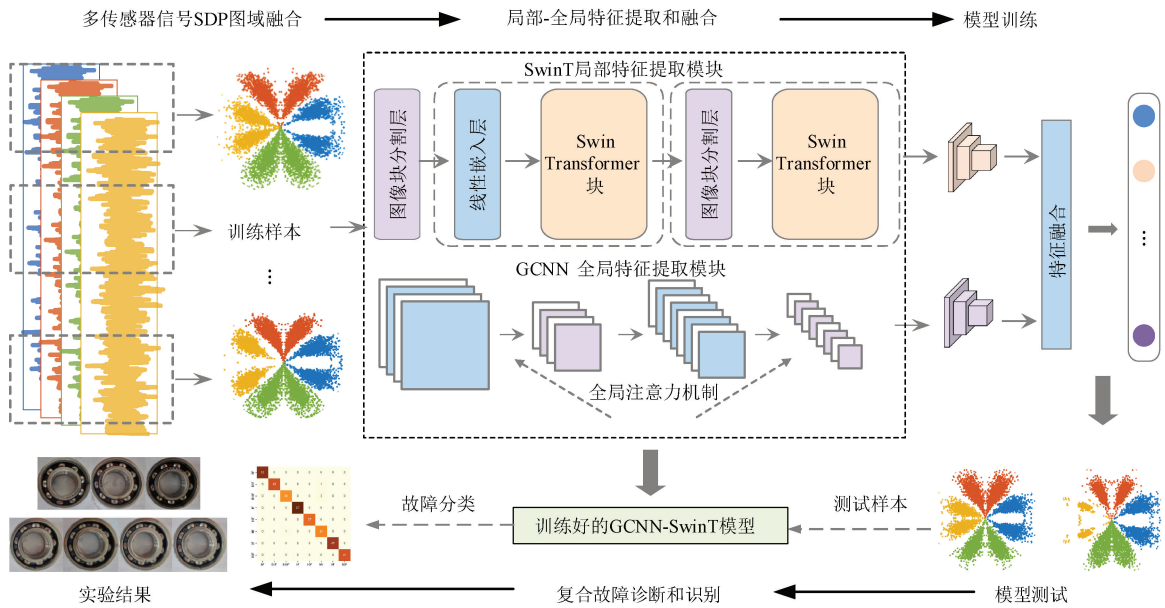


图 4 基于 GCNN-SwinT 的故障协同诊断框架

Fig. 4 Framework of collaborative fault diagnosis based on GCNN-SwinT

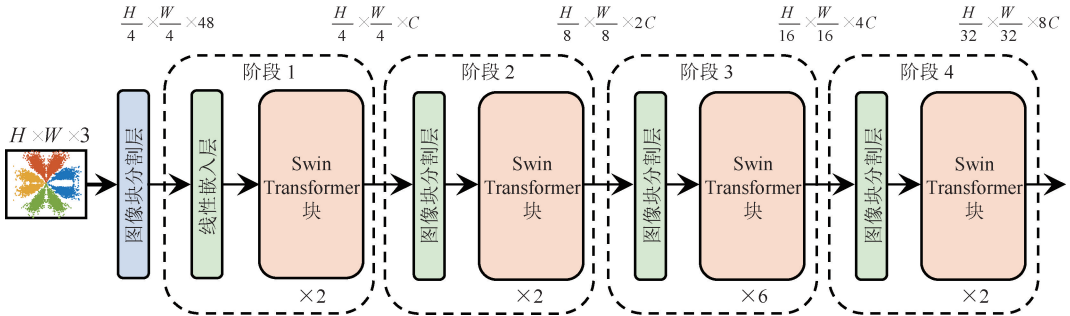


图 5 SwinT 的网络框架

Fig. 5 Network framework diagram of SwinT

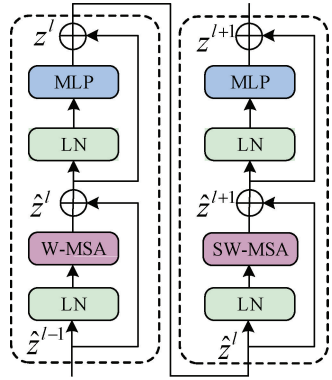


图 6 SwinT 块的结构

Fig. 6 The structure of the SwinT block

部窗口的限制,增强了模型对长程依赖的建模能力。

3) 分类头:该模块的末尾是一个分类头,它首先对特征图进行自适应平均池化,然后应用 Dropout 减少过拟合,再接入一个全连接层输出提取的特征。

2.3 基于全局注意力机制的全局特征提取

全局注意力机制是一种设计用来提升模型对输入数据全局信息感知能力的方法。它核心包含两大模块:即通道注意力与空间注意力机制,致力于将全局上下文信息与局部特征进行有效联结。此过程会为局部特征赋予加权的相似性度量。此方法突出了与全局特性紧密相关的局部特征,进而提升了模型在多种任务和场景中的泛化能力。如图 7 展示了 GAM 网络的结构框架。

具体而言,初始特征图 F_1 首先进入通道注意力处理模块,此模块运用全局平均池化或全局最大池化策略,对 F_1 中的各通道信息进行整合,生成一个表征全局特性的

以捕捉局部特征。随后,通过层级下采样策略,逐步聚合多尺度的特征信息。由于移位窗口策略的引入打破了局

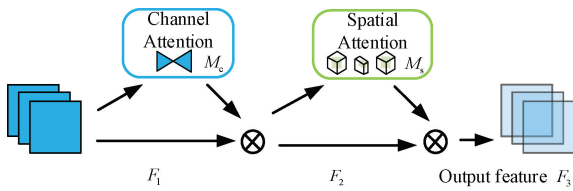


图7 GAM网络的架构

Fig. 7 Architecture of the GAM network

池化结果。随后,该全局池化结果与原始特征图进行逐元素相乘,得到一个融入了通道关注信息的精细化特征图,标记为 F_2 。接着,空间注意力模块依据特征图中各像素点的相对关系及全局池化结果,计算出对应的注意力权值。最终,利用这些注意力权值对特征图进行加权组合,从而得到同时融合了通道与空间注意力特性的最终输出特征图 F_3 。具体的计算公式如式(8)所示:

$$\begin{cases} F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \\ F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中, F_1 为输入特征, F_2 为中间特征, F_3 为输出特征, M_c 为通道注意力操作, M_s 为空间注意力操作, $\otimes$ 为逐项相乘。

GCNN全局特征提取模块包括:

1) 初步特征提取:该模块首先通过一个 3×3 的卷积层将输入图像映射到64维特征空间,接着使用ReLU激活函数增加非线性。

2) GAM注意力机制:应用GAM注意力机制来增强特征表示。GAM由通道注意力机制和空间注意力机制组成,通过两种机制的协同工作,以选择性地强调重要特征并抑制不相关特征。

3) 特征降采样:在每个GAM注意力机制之后,模型使用最大池化层对特征图进行下采样,以减少空间维度并增加感受野。接着,通过另一个 3×3 卷积层和ReLU激活函数进一步提取特征。

2.4 复合故障协同诊断方法

本文所提复合故障协同诊断方法完整实施流程包含数据采集、数据预处理、模型初始化与参数配置、双分支特征提取网络构建、模型训练迭代、故障分类识别、结果输出判定全流程,诊断算法流程如算法1所示。

算法1: GCNN-SwinT 并行分类模型

定义网络组件: SwinT分支、GCNN分支、特征融合与分类器、交叉熵损失函数

输入: 将多源数据通过SDP方法得到的融合图像 $X(N, C, H, W)$, 故障标签 Y

输出: 故障分类结果, 模型损失值

超参数: 分类类别数 $num_classes$, 学习率 lr , 注意力通道

数, 网络层数

1: 初始化模型所有模块;

2: 遍历故障数据加载器中的图像 x 和标签 $labels$;

x : 输入二维图像批次, 形状为(批次大小, 通道数, 高度, 宽度)

$labels$: 真实故障标签, 形状为(批次大小)

模块1: SwinT局部特征提取分支

分块嵌入 $\rightarrow$ SwinT编码 $\rightarrow$ 自适应池化展平 $\rightarrow$ SwinT特征

模块2: GCNN全局特征提取分支

3×3 卷积 $\rightarrow$ GAM注意力增强 $\rightarrow$ 最大池化 $\rightarrow$ 自适应池化展平 $\rightarrow$ GCNN特征

模块3: 特征融合与分类

拼接SwinT特征和GCNN特征, 通过分类器(融合特征)得到分类输出

3. 损失计算与参数更新;

4: 输出训练完成的GCNN-SwinT并行分类模型。

具体步骤为:

1) 同步数据采集: 搭建旋转机械故障模拟实验平台, 通过传感器同步采集设备的零序电流信号与振动信号原始数据, 完成故障样本数据集构建;

2) 原始数据预处理: 采用时移滑动窗口对双源时序信号做分段截取, 运用对称点模式SDP算法将分段后的多源异构数据转换为二维特征图像, 再通过图像变换手段完成样本数据增强, 扩充故障样本数量;

3) 模型初始化与参数设置: 完成GCNN-SwinT诊断模型初始化, 统一设定网络学习率、迭代次数、批次大小、权重衰减等超参数, 划分训练集、验证集与测试集, 配置模型优化器及损失函数;

4) 并行特征提取模型搭建与算法执行: 分别搭建SwinT局部特征提取模块与GCNN全局特征提取模块, 以并行模式开展算法运算, 同步挖掘故障全局特征与局部细节特征, 拼接融合两类特征信息, 并采用全局平均池化完成深层特征聚合;

5) 模型迭代训练: 循环迭代训练模型, 不断反向更新网络权重参数, 直至模型达到最大迭代次数或验证集精度趋于稳定, 停止模型训练;

6) 故障分类诊断与结果输出: 将测试样本融合特征输入Softmax分类器, 自动判别设备故障类别, 输出故障诊断识别结果、各项评价指标数值。

3 实验设置与结果分析

3.1 实验设置

为验证所提出方法的有效性, 在机械故障模拟实验平台上进行了实验测试, 具体如图8所示。实验中选用

了额定功率达 2.2 kW 的 MRGENTR 电机轴承故障实验装置,调速范围为 0~6 000 r/min。使用 HD9200 多通道数据记录卡以及 HD-YD-232 三维振动加速度传感器进行数据采集。设定采样频率为 24 kHz,持续采集时长为 6 s。在电机转速稳定在 2 000 r/min 的条件下,测量了三相电流数据以及 3 个方向上的振动数据进行后续分析。

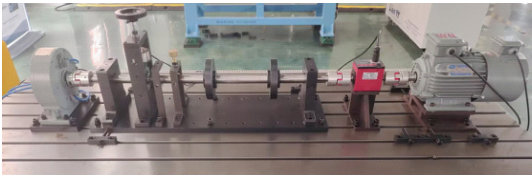


图 8 复合故障模拟实验平台

Fig. 8 Compound fault experiment platform

在实验中,设置了 3 个单故障以及 4 个复合故障实验,详细的故障类型说明如表 1 所示,不同的故障类型的轴承如图 9 所示。

表 1 不同的轴承故障类型说明

Table 1 Descriptions of different bearing failure types

类别	符号
正常	NR
外圈故障	OF
内圈故障	IF
滚动体故障	BF
内外圈复合故障	IOF
滚件内圈复合故障	BIF
滚件外圈复合故障	BOF
滚件内外圈复合故障	BIOF

参数设置:本文实验的输入特征图的大小为 3×224×224,训练周期为 100,批次大小为 32,学习率设置为 0.000 5,窗口长度固定为 1 024,重叠量为 512。网络的优化器是 AdamW。该模型的主要参数如表 2 所示。

比较方法:为了测试和验证模型性能,考虑了 DenseNet、ShuffleNet 和 EfficientNet_V2 这 3 种模型对比



外圈故障 内圈故障 滚珠故障



内圈外圈滚珠故障 内圈和滚珠故障 外圈和滚珠故障 内圈和外圈故障

图 9 不同的故障类型的轴承图片

Fig. 9 Pictures of bearings with different types of failures

表 2 模型参数

Table 2 Model parameters

层类型	参数描述	参数/配置
输入层	输入图像尺寸	224×224×3
滑动窗口 Transformer 层	滑动窗口块数量	1
	初始嵌入维度	128
	注意力头数	4
全局注意力增强的卷积神经网络层	2 维卷积层	(1,64), (1,128)
	全局注意力模块	2
分类层	全连接层	(256,8)

方法,设置了仅使用零序电流信号和仅使用振动信号两种信号对比方法。此外,还进行了 CNN、GCNN 和 SwinT 3 个消融实验。ResNet、DenseNet、ShuffleNet、EfficientNet_V2 分别采用 resnet34、densenet121、shufflenet_v2_x1_0、efficientnetv2_s 参数。CNN、GCNN 和 SwinT 的参数和所提方法一致。

经过一系列实验探究,发现 SDP 融合技术中 τ 在区间[1,10]内取值时,能够有效捕捉信号间的细微差异,因此,选定该参数值为 5。接下来,将不同故障类型的 4 个传感器信号,依据特定的旋转角度,在极坐标系中进行绘制,最终融合生成 SDP 图像,如图 10 所示。

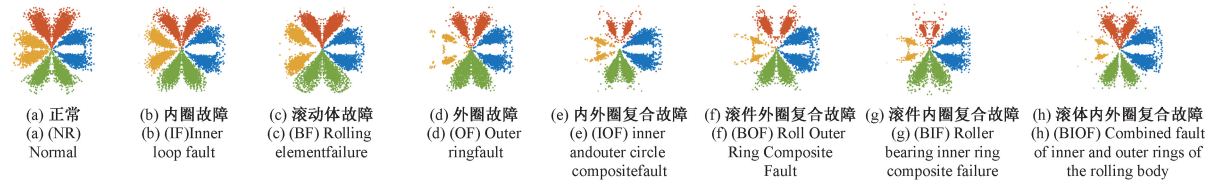


图 10 不同故障类型的 SDP 融合图像

Fig. 10 SDP fusion images of different fault types

这项工作提出这种方法有两个目的。1) 将一维故障信号转换为二维图像, 实现故障特征的可视化; 由图 10 可以看到, 在正常情况下, 雪花图呈现对称的星型辐射图案, 颜色分布均匀, 而在故障情况下, 雪花图上的点零散且不饱满, 且故障越复杂, 紊乱的程度越深。通过 SDP 图像可以更加直观观察到不同故障的差异。2) 将零序电流信号与三向轴承振动信号进行变换, 实现 4 路信号的协同处理和融合显示, 实现数据级融合的同时也提高计算效率。

3.2 实验结果分析

7 种不同方法的故障诊断性能已列于表 3 中。其中精度代表整体样本预测正确的比例, 反映模型整体的分类效果; 准确度用来衡量预测结果和实际故障情况的准确程度; 召回率可以体现真实故障样本被成功检测出的占比, 用于评判故障被漏检的水平; $F1$ 值可以均衡精确率与召回率, 综合体现故障诊断整体性能。为了更加直观地展示所提方法的优越性, 将各方法多项评价指标结

果绘制柱状图如图 11 所示。由图可见, 该方法在精度、准确率、召回率与 $F1$ 值 4 项指标上均优于对比算法, 充分体现出其优异的复合故障诊断能力。图 12 展示了不同方法的混淆矩阵, 用来全面评估模型对复合故障诊断的性能。

表 3 不同方法的对比
Table 3 Comparison of different methods (%)

方法	精度	准确度	召回率	$F1$ 值
卷积神经网络	85.17	86.57	84.20	84.47
全局注意力增强的卷积神经网络	88.66	90.24	87.33	87.71
DenseNet	95.06	96.43	94.96	95.30
ShuffleNet	92.44	92.70	92.51	92.51
EfficientNet_V2	93.31	94.16	92.44	92.57
滑动窗口 Transformer	96.22	95.80	95.97	95.77
所提方法	98.84	98.53	98.55	98.52

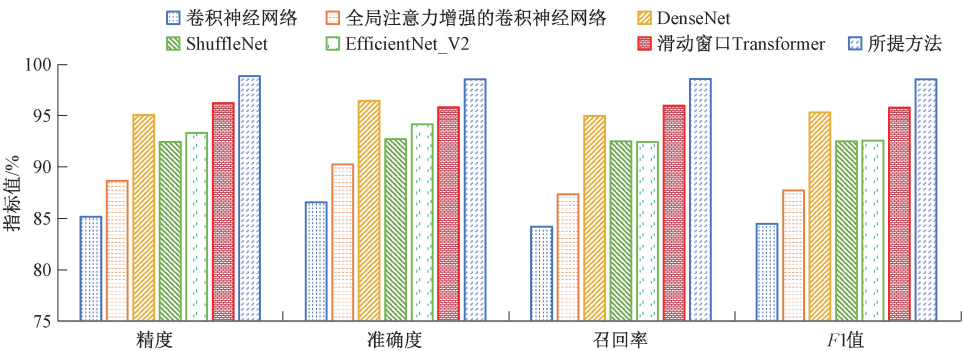
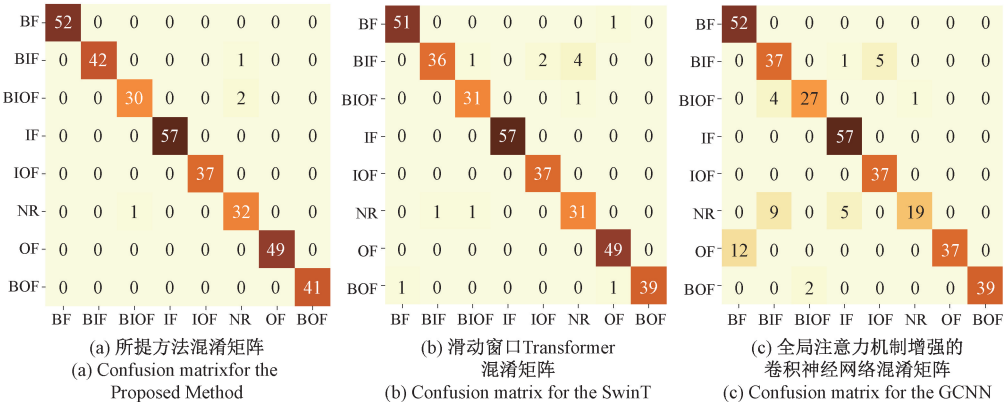


图 11 不同方法对比柱状图
Fig. 11 Comparison bar chart of different method

从结果可知, 所提出的方法达到了较好的精度。该方法在稳定识别能力和对复合故障的敏感性方面均优于对比方法, 达到了 98.8% 的精度。CNN 方法的精度相对较低, 可能的原因是传统 CNN 的局部感受野无法捕捉复

合故障的跨区域特征关联。复合故障需要同时处理多尺度特征, 而传统 Transformer 的均匀注意力分配导致关键特征稀释, 导致精确度不高。DenseNet、EfficientNet 和 ShuffleNet 模型也达到了很好的效果, 但仍低于所提方



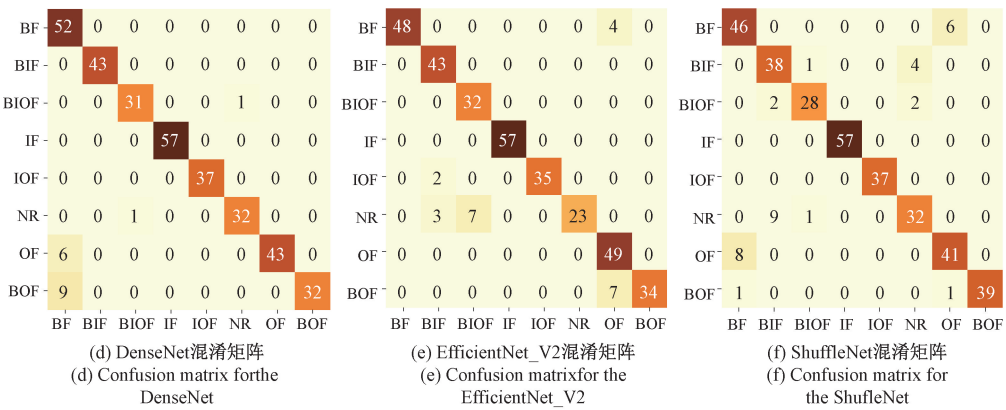


图 12 混淆矩阵

Fig. 12 Confusion matrix

法,可能的原因是这些轻量化模型过度要求模型结构的简洁,从而丢失了对局部和全局特征的捕捉。

基于以上分析,所提方法的优势在于:1)通过 SwinT 的窗口注意力机制和位移窗口策略实现了对故障的层次化感知;2)CNN 分支处理了融合图片的局部模式,再通过 GAM 注意力实现通道-空间联合重标定,进一步增强了关键特征的提取。两个模块的协同设计能够从复合故障中提取更精细、更全面的故障信息。两个模块的协同效应提升了模型处理复杂故障的能力。

为了验证信息融合方法的有效性,比较了零序电流、振动信号及所提图域融合方法 3 种方法,如表 4 所示。对于单一的信号源,对比方法采用第 1 章的方法。零序电流方法各项指标偏低,可能因电流信号在复杂的诊断任务中干扰大或故障特征不明显。振动信号方法表现中等,但效果也不理想。可以看到,在复合故障的复杂诊断场景下,由于模态之间的交叉和混叠,使得传统基于单传感器信号诊断方法性能下降甚至无法使用。

表 4 不同输入信号的诊断结果

Table 4 Diagnostic results for different input signals (%)

方法	精度	准确度	召回率	F1 值
零序电流	43.99	42.89	44.64	44.64
振动信号	79.66	81.03	77.46	78.48
所提方法	98.84	98.53	98.55	98.52

所提方法通过融合零序电流和振动信号,利用 SDP 将多源数据进行了时空对齐和信息互补,显著提高了精度、准确度、召回率和 F1 值,均接近 99%,减少了误报和漏报。这可能是因为多传感器融合能综合不同信息,提高检测的全面性和鲁棒性。综上所述,所提方法通过多传感器信息融合,有效克服了单一传感器的局限性,在精

度、召回率等关键指标上都表现优异,上述结果表明了本文所提出的信息融合方法的有效性,能够为工业设备智能运维提供了一种新的解决方案。

为了验证模型的收敛性和稳定性,绘制了训练过程的损失函数和精度的曲线图,如图 13 所示。由图可知,模型的损失能够持续下降并保持稳定,收敛性好,没有明显过拟合,这是因为所提的模型结构能在训练初期快速捕捉特征,后期再通过注意力机制细化,导致损失平稳下降,准确率高且稳定。

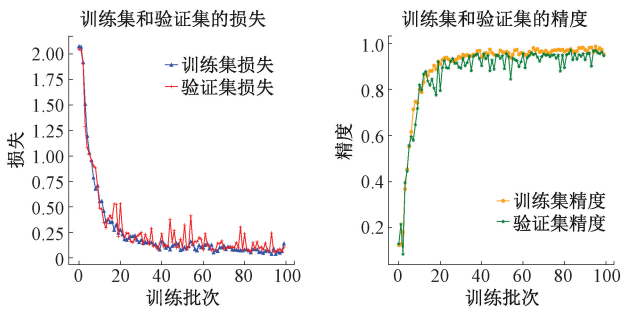


图 13 训练过程的损失函数和精度曲线

Fig. 13 The curve graph of the loss function and accuracy during the training process

图 14 展示了模型训练前后通过 t 分布随机邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)方法进行可视化的结果对比图,不同的故障类型以各异的颜色和形状加以区分。可以观察到,在训练前原始数据分布杂乱无序,不同的故障类型形状相交重叠在一起,其中 OF 和 BF 两种故障重叠程度最大。在经过模型训练后,不同样本的特征空间的距离较大,不同类别之间没有明显的重叠和离群点,这表明本文所提出的模型在区分不同类别特征方面表现出色,可视化结果有力地佐证了模型的有效性。

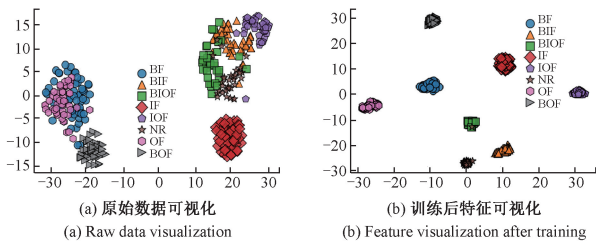


图14 原始数据和训练后数据特征分布

Fig. 14 The distribution of features in the original data and post-training data

图15通过展示不同对比方法的 t-SNE 可视化结果,来进一步证明所提模型的优越性。从图中可以明显看出,本方法下各故障类型(例如 BF、BIF、BIOF)的样本点呈现出高度的内聚特性,仅有极少数 NR(正常状态)样本与 OF(外圈故障)样本存在轻微的重叠情况,这充分说明了模型在区分健康状态与早期故障方面具有较强的能力。不同类型的样本在特征空间中形成了清晰的分界。

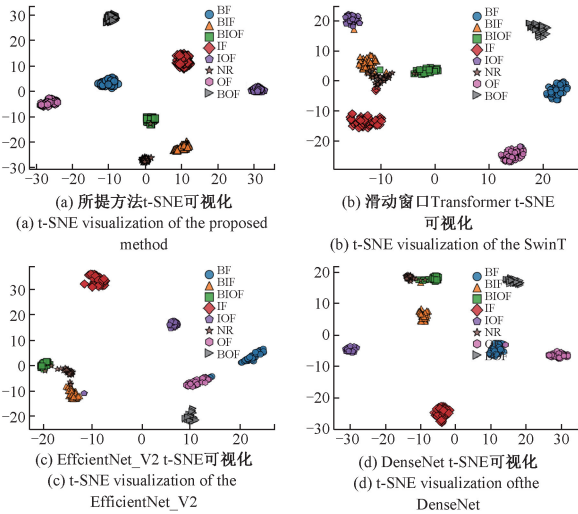


图15 不同对比方法的 t-SNE 可视化

Fig. 15 Visualization of t-SNE for different comparison methods

相比之下,在 SwinT 方法中,IOF、BOF 样本在边缘区域形成了密集的簇群,但 BF 与 BIF 样本却交叉分布,存在多类混杂的现象。这可能是由于 SwinT 的窗口注意力机制对微小故障特征的敏感度不够高所导致的。对于 EfficientNet_V2 和 DenseNet 方法,BF 类样本出现星散分布,可能与网络轻量化后的特征筛选能力下降有关。

4 结 论

当传动轴承多个故障同时发生时,故障特征之间可能会相关调制和相互淹没,单一信号源无法解决多故障

同时发生时的诊断难题。为了解决这个难题,本文研究了一种基于零序电流与振动信号图域融合的传动链复合故障协同诊断方法。首先,采用了对称点模式方法将零序电流和振动数据进行了图域融合,即将多通道的一维时序数据融合成二维图像,实现了对诊断信号的时空对齐并提高了模型的计算效率。其次,使用 Swin-T 的窗口注意力机制对融合图片进行局部特征提取,再使用 CNN 和全局注意力机制对融合图片进行全局特征感知;最后,通过自适应平均池化对数据进行有效融合。

通过局部到全局的特征提取模块,解决了复合故障中模态混叠导致的特征提取困难的问题,实现了高精度的故障诊断效果。

所提模型方法通过 SDP 多源信息融合、SwinT 与全局注意力机制的协同设计,突破了传统模型在数据融合以及特征融合与提取的局限性。其技术贡献不仅在于高精度分类结果,更提供了一种可扩展的跨模态数据融合分析范式,适用于传动系统齿轮箱、电机等其他旋转部件的故障诊断场景。

参考文献

- [1] HUANG R Y, XIA J Y, ZHANG B, et al. Compound fault diagnosis for rotating machinery: State-of-the-art, challenges, and opportunities[J]. Journal of Dynamics, Monitoring and Diagnostics, 2023, 2 (1): 13-29.
- [2] WANG ZH Y, ZHANG M, CHEN H, et al. A generalized fault diagnosis framework for rotating machinery based on phase entropy[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 256: 110745.
- [3] CAO ZH, DAI J SH, XU W CH, et al. Sparse bayesian learning approach for compound bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 20 (2): 1562-1574.
- [4] CHEN T, GUO L, GAO H L, et al. Clustering weighted envelope spectrum for rolling bearing fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 3922-3932.
- [5] WANG Z B, GAO L L, CUI B ZH, et al. Fault diagnosis method for planetary gearboxes based on SIFT-BoW and IResNext[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(8): 12094-12103.
- [6] CHEN H, WANG X B, YANG ZH X. Fast robust capsule network with dynamic pruning and multiscale mutual information maximization for compound-fault diagnosis[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 28 (2): 838-847.

- [7] ZHANG J Q, ZHANG Q, QIN X R, et al. Gearbox compound fault diagnosis based on a combined msgmd-momeda method [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33 (6): 065102.
- [8] DIBAJ A, ETTEFAGH M M, HASSANNEJAD R, et al. A hybrid fine-tuned vmd and cnn scheme for untrained compound fault diagnosis of rotating machinery with unequal-severity faults [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114094.
- [9] CHEN CH, LIU CH, WANG T, et al. Compound fault diagnosis for industrial robots based on dual-transformer networks[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 66: 163-178.
- [10] XIA M, DE SILVA C W. Gear transmission fault classification using deep neural networks and classifier level sensor fusion[J]. Instrumentation, 2019, 6 (2): 101-109.
- [11] WANG H T, LIU X. Research on rotating machinery fault diagnosis based on improved multi-target domain adversarial network[J]. Instrumentation, 2024, 11(1): 38-50.
- [12] MENG J, XU J W, LIU CH, et al. Bearing compound fault diagnosis based on double-domain reweighted adaptive sparse representation[J]. IEEE Access, 2024, 12: 193299-193312.
- [13] DENG W, LI ZH X, LI X Y, et al. Compound fault diagnosis using optimized mckd and sparse representation for rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-9.
- [14] 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.
- [15] KONG X J, MENG L, SU Y H, et al. Untrained compound fault diagnosis for planetary gearbox based on adaptive learning vmd and dssecnn [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23 (11): 11838-11854.
- [16] YIN SH X, CHEN Z X. Research on compound fault diagnosis of bearings using an improved DRSN-GRU dual-channel model [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(21): 35304-35311.
- [17] WANG X Y, XU G Y, ZHOU Z Y, et al. Sequential feature-augmented deep multilabel learning for compound fault diagnosis of rotating machinery with few labeled and imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(12): 13947-13955.
- [18] HUANG R Y, LIAO Y X, ZHANG SH H, et al. Deep decoupling convolutional neural network for intelligent compound fault diagnosis[J]. IEEE Access, 2018, 7: 1848-1858.
- [19] 谢锋云, 孙恩广, 宋明桦, 等. 多尺度韦伯色散熵图神经网络的齿轮箱复合故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39 (9): 244-253.
- XIE F Y, SUN EN G, SONG M H, et al. Research on gearbox complex fault diagnosis based on multi-scale Weibull dispersion entropy graph neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39 (9): 244-253.
- [20] 王建国, 田野, 刘皓宇, 等. 复合故障下风电齿轮箱声音信号耦合调制模型辨识与故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45 (8): 58-68.
- WANG J G, TIAN Y, LIU H Y, et al. Identification and fault diagnosis of sound signal coupling modulation model of wind power gearbox under compound fault [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45 (8): 58-68.
- [21] 何静, 李希宇, 贾林. 考虑磁链变化率的永磁同步电机失磁故障复合容错控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38 (3): 1-11.
- HE J, LI X Y, JIA L. Compound fault tolerance control of permanent magnet synchronous motor with magnetic flux change rate considered [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (3): 1-11.
- [22] 何毓芬, 何赞泽, 尹勇, 等. 大模型在工业缺陷检测领域的应用现状与展望[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46 (10): 22-41.
- HE Y F, HE Y Z, YIN Y, et al. Application status and prospects of large models in the field of industrial defect detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 22-41.
- [23] SONG J C, HAN H H, WU X H, et al. Multisource deep feature fusion of optimized symmetrized dot patterns for SRM fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-13.

作者简介



刘朝华 (通信作者), 2007 年于湖南科技学院获得学士学位, 2010 年于湖南大学获得硕士学位, 2012 年于湖南大学获得博士学位. 现为湖南科技大学信息与电气工程学院教授, 博士生导师, 湖南省新能源发电装备智能感知与主动并网工程技术研究中心主任, 主要研究方向为计算智能与学习算法设计、永磁同步电机驱动的参数估计与控制、电力系统状态监测与故障诊断。

E-mail: zhaohua.liu@hnust.edu.cn

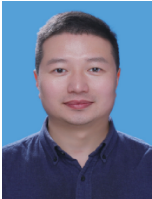
Liu Zhaohua (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University of Science and Engineering in 2007, M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Hunan University in 2010 and 2012, respectively. Currently, he is a professor and doctoral supervisor at the School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, and director of Hunan Engineering Technology Research Center for Intelligent Perception and Active Grid-connection of New Energy Power Generation Equipment. His main research interests include computational intelligence and learning algorithm design, parameter estimation and control of permanent magnet synchronous motor drives, as well as power system condition monitoring and fault diagnosis.



龙俊杰, 2021 年于湖南科技大学获得学士学位, 2025 年于湖南科技大学获得硕士学位. 现为湖南华菱湘潭钢铁有限公司科技质检部技术员, 主要研究方向为传动系统故障诊断。

Email: long@mail.hnust.edu.cn

Long Junjie received his B. Sc. degree from Hunan University of Science and Technology in 2021 and M. Sc. degree from the same university in 2025. Currently, he works as a technician in the Science, Technology and Quality Inspection Department of Hunan Valin Xiangtan Iron & Steel Co., Ltd. His main research interest is fault diagnosis of transmission systems.



王刚毅, 2009 年于湖南工业大学获得学士学位, 2014 年于湖南工业大学获得硕士学位, 现为湖南科技大学计算机科学与工程学院博士研究生, 主要研究方向为面向工业设备故障诊断的深度学习算法。

E-mail: guapengshike@163.com

Wang Gangyi received his B. Sc. degree and M. Sc. degree from Hunan University of Technology in 2009 and 2014, respectively. Currently, he is a doctoral student at the School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology. His main research interest is deep learning algorithms for industrial equipment fault diagnosis.