基于多尺度声振融合的矿用提升机行星齿轮故障诊断方法*

王天翼[1,2]，杨锦涛[1,2]，王西涛[1,3]，李广[1,2,4]，谢日昕[1,5]，张勇[1,2]，李卓军[1]

(1.长沙矿山研究院有限责任公司， 湖南 长沙 410012；
2.金属矿山安全技术国家重点实验室， 湖南 长沙 410012；
3.战略性稀有金属矿产高效开发国家技术创新中心， 湖南 长沙 410012；
4.深部金属矿安全智能开采国家矿山安全监察局重点实验室， 湖南 长沙 410012；
5.国家金属采矿工程技术研究中心， 湖南 长沙 410012)

摘要：针对矿井提升机齿轮箱行星轮长期处于低速、重载及交变载荷工况，单一声音或振动信号易受传播路径、测点位置和背景噪声影响，导致故障信号特征提取不充分的问题，提出一种基于点对称声振融合与ARFM-Net的故障诊断方法。首先，搭建行星齿轮箱声振同步采集试验系统，分析声音与振动信号在故障信息表达方面的差异性与互补性；随后，根据两类信号的特征分别采用变分模态分解(VMD)和特征模态分解(FMD)进行分解，选取包含主要故障信息的有效模态分量，并利用点对称图方法将其映射为极坐标特征图，实现多尺度声振信息的图像级融合；最后，构建由Adaptive RepLK和Frequency-aware Moga组成的ARFM-Net诊断网络，利用自适应大核卷积增强局部故障细节与长距离纹理关联的提取能力，并通过频率感知多阶门控特征聚合，以突出故障相关信息、抑制背景冗余纹理。5类行星轮故障状态试验结果表明，所提方法的平均识别准确率达到98.72%，且在对比试验和消融试验中均表现出较好的诊断性能。该方法可有效提升复杂工况下提升机齿轮箱行星轮故障识别的准确性，为矿山提升机传动系统运行状态智能监测提供技术支撑。

关键词：矿井提升机；行星齿轮；声振融合；点对称图；大核卷积；故障诊断

中图分类号：TD534.6；TP183　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2026)09-0244-13

Fault Diagnosis Method for Planetary Gear of Mine Hoist Based on Multi-Scale Acoustic-Vibration Fusion

Wang Tianyi[1,2], *Yang Jintao*[1,2], *Wang Xitao*[1,3], *Li Guang*[1,2,4], *Xie Rixin*[1,5], *Zhang Yong*[1,2], *Li Zhuojun*[1]

(1.Changsha Institute of Mining Research Co., Ltd., Changsha, Hunan 410012, China;
2.State Key Laboratory of Safety Technology of Metal Mines, Changsha, Hunan 410012, China;
3.National Technological Innovation Center for Efficient Development of
Strategic Rare Metal Mineral Resources, Changsha, Hunan 410012, China;
4.Key Laboratory of National Mine Safety Administration for Safe and
Intelligent Mining of Deep Metal Mines, Changsha, Hunan, 410012, China;
5.National Engineering Research Center for Metal Mining, Changsha, Hunan 410012, China)

Abstract: To address the problem that the planetary gears in the gearbox of mine hoists operate under long-term low-speed, heavy-load, and alternating-load conditions, and that single acoustic or vibration signals are easily affected by propagation path, measuring point position and background noise, leading to insufficient feature extraction of fault signals, a fault diagnosis method based on point-symmetric acoustic-vibration fusion and ARFM-Net is proposed. Firstly, an acoustic-vibration synchronous acquisition test system for the planetary gearbox was established, and the differences and complementarities of acoustic and vibration signals in expressing fault information were analyzed. Then, Variational Mode Decomposition (VMD) and Feature Mode Decomposition (FMD) were adopted to process the two types of signals according to their respective characteristics. The effective modal components containing major fault information were selected and mapped into a polar

* **收稿日期**：2026-04-17
基金项目：湖南省科技创新计划项目(2026AQ2015)；战略性稀有金属矿产高效开发国家技术创新中心科技专项计划项目(GC2026KJ070004)；应急管理部重点科技计划项目(2025EMST080101)
作者简介：王天翼(2000—)，男，湖南湘潭人，硕士，助理工程师，主要从事矿山机电设备的研究与开发。E-mail：hurricane1121@163.com
通信作者：杨锦涛(1985—)，男，湖南湘潭人，硕士，高级工程师，主要从事矿山机电设备的研究与开发。E-mail：18900774633@163.com

coordinate feature map by using the point-symmetric graph method to realize the image-level fusion of multi-scale acoustic-vibration information. Finally, an ARFM-Net diagnostic network composed of Adaptive RepLK and Frequency-aware Moga was constructed. An adaptive large-kernel convolution was used to enhance the extraction capability of local fault details and long-range texture correlations, and a frequency-aware multi-level gated feature aggregation was used to highlight fault-related information and suppress background redundant textures. The experimental results of five types of planetary gear fault states show that the average recognition accuracy of the proposed method reaches 98.72%, and it shows favorable diagnostic performance in both comparative and ablation tests. This method can effectively improve the fault-recognition accuracy of planetary gears in the gearbox of hoists under complex working conditions, and provide technical support for intelligent monitoring of operation status of hoist transmission systems in mines.

Key words: Mine hoist, Planetary gear, Acoustic-vibration fusion, Point-symmetric graph, Large-kernel convolution, Fault diagnosis

0 引言

矿井提升机是矿山井下与地面之间的关键运输装备,其运行可靠性直接关系到矿山生产效率与作业安全。齿轮箱作为提升机传动系统的核心部件,长期处于低速、重载、交变载荷及频繁启停工况,容易发生齿面磨损、点蚀、齿根裂纹和局部断齿等故障。行星齿轮机具有多齿轮同时啮合、传递路径时变和振动调制显著等特点,局部故障冲击在经过行星架、内齿圈、轴承及箱体传播后容易衰减和混叠[1]。同时,电动机、联轴器及制动装置等产生的背景干扰进一步增加了行星齿轮早期故障的识别难度。因此,研究复杂工况下提升机齿轮箱行星轮故障特征提取与状态识别方法具有重要意义。

随着深度学习技术的发展,具有自动特征学习能力的深度神经网络逐渐应用于旋转机械故障诊断[2]。传统方法多依赖时域统计、频谱分析及包络解调等手段提取信息特征,并结合支持向量机、随机森林等分类器完成识别,但在非平稳、低信噪比及变工况条件下,人工特征的稳定性与泛化能力有限[3-4]。Jia 等[5]利用深层神经网络从机械监测数据中自动挖掘故障特征,验证了深度模型在大规模状态数据分析中的应用潜力。Ince 等[6]采用一维卷积神经网络直接处理原始时序信号,减少了人工特征设计对诊断结果的影响。针对工业场景中故障样本数量有限的问题,申勇等[7]建立了不同损失程度的齿轮传动系统有限元模型,并引入 Lempel-Ziv 复杂度对其运行状态进行劣化分析。

为增强非平稳信号的特征表达,部分研究将一维信号转换为时频图、递归图及格拉姆角场等二维图像,再利用卷积网络提取局部纹理、能量分布和结构形态特征[8]。在此基础上,多尺度卷积、膨胀卷积、残差连接及注意力机制被用于扩大感受野、增强关键特征并抑制背景噪声[9]。然而,连续堆叠的小尺度卷积核难以有效建立远距离区域之间的关联,而复杂的多分支结构又会增加模型参数量和计算成本,不利于在线监测系统中应用[10]。

除振动信号外,机械运行声音、声发射、电流及转速等多源监测信息也被应用于齿轮箱故障诊断中。声音信号与振动信号具有相同的机械激励来源,但二者传播路径和响应特性不同。振动信号对局部啮合冲击和箱体结构响应较为敏感,声音信号则能够反映箱体振动向周围空气辐射形成的整体声学特征,两类信号在故障信息表达方面具有一定的互补性[11]。Wan 等[12]提出了融合多尺度卷积神经网络(Fusion of Multi-Scale Convolutional Neural Networks, F-MSCNN),直接融合原始声音与振动信号,并利用多尺度卷积提取不同时间尺度的故障特征,提高了变转速条件下滚动轴承故障诊断的准确性与跨转速泛化能力。Chen 等[13]构建了融合声音特征与振动特征的 MAVgram 表征,并结合迁移学习和深度分类网络进行旋转机械故障识别,增强了跨数据集条件下故障特征表达的完整性与诊断鲁棒性。万可力等[14]将 Mel 谱与格拉姆角差场编码相结合,并采用 ConvNeXt-T 提取二维故障图像的深层特征,实现了变压器铁心松动状态的有效识别。以上研究表明,多源监测信息融合能够减少单一信号受安装位置、传播路径和环境噪声影响而造成的信息缺失,提高故障诊断结果的可靠性。

综上,现有研究通过深度特征学习、多尺度卷积及多源信息融合等方法提高了齿轮箱故障诊断能力,但在提升机行星轮故障诊断中仍存在一定局限:单一声音或振动信号易受传播路径和环境噪声影响,难以完整表征设备状态;直接拼接、多分支特征

融合等方法难以同时兼顾模态关联性与模型轻量化;传统小卷积核网络对跨区域故障纹理及背景冗余信息的辨识能力不足。

针对上述问题,本文提出一种基于点对称声振融合和轻量化故障诊断网络(Adaptive RepLK and Frequency-aware Moga Network, ARFM-Net)的提升机齿轮箱行星轮故障诊断方法。首先,将声音与振动信号映射为点对称特征图像,并进行图像级融合,使两类信号的互补信息在统一特征空间内得到表达;其次,设计 Adaptive RepLK 模块,通过自适应融合不同尺度的大核卷积特征,增强局部故障细节和长距离纹理关联的提取能力;再次,构建 Frequency-aware Moga 模块,利用频率信息引导多阶门控特征聚合,突出故障相关纹理并抑制背景干扰;最后,通过全局平均池化和分类器完成行星轮不同健康状态识别。通过声振输入对比、不同网络对比、模块消融等方法,验证本文模型的有效性。

1 提升机齿轮箱行星轮声振特征分析与融合表征

1.1 研究对象与数据采集

本文以提升机齿轮箱中的行星齿轮传动机构为研究对象。考虑到现场提升机齿轮箱结构复杂、运行过程难以人为设置等问题,且现场采集信号易受到其他传动部件和环境噪声的干扰,搭建了行星齿轮箱试验台并开展声振信号采集。试验系统主要由驱动电机、扭转传感器、行星齿轮箱和磁粉制动器组成,其结构如图 1 所示。驱动电机通过联轴器及传动轴系与行星齿轮传动装置输入轴连接,扭矩传感器串联安装于该轴系中,可用于实时测量传动扭矩;磁粉制动器布置于输出端,通过调节制动力矩模拟负载工况。

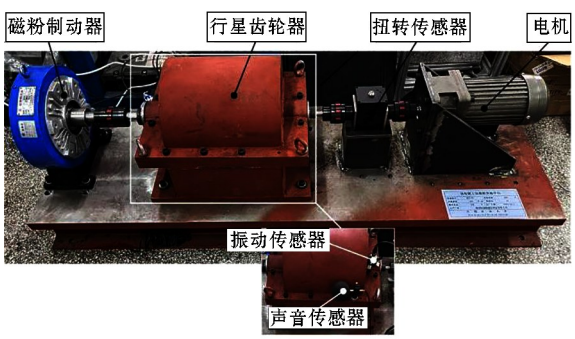


图 1 行星齿轮箱试验台

Fig.1 Test bench for simulated planetary gearbox

为获取行星齿轮箱运行过程中的声音与振动响应,在行星齿轮箱外壳布置振动传感器和声音传感器。振动传感器用于采集齿轮啮合激励经轴系、轴承及箱体传递形成的结构振动信号,声音传感器用于获取齿轮箱运行过程中产生的声学响应。两类传感器布置于齿轮箱外壳对应测点,使所采集信号能够从不同响应形式反映行星齿轮机构的运行状态,为后续声振信息联合分析提供数据基础。

试验过程中,使行星齿轮箱在正常工况下稳定运行,待系统转速和负载状态保持平稳后开展数据采集。声音信号与振动信号的采样频率均设置为 10 000 Hz,并从连续采集数据中截取一段运行状态稳定、无明显异常干扰的正常工况信号,作为后续声振响应分析、信号分解及点对称特征构建的基础数据。通过统一采样频率,可保持声音与振动信号在时间尺度上的一致性,便于后续对两类信号进行分段处理和融合表征。

1.2 提升机减速器齿轮故障声振特征

提升机减速器长期运行于低速、重载及交变载荷工况中。齿轮出现磨损、点蚀、裂纹或断齿等局部损伤后,齿面接触状态及轮齿啮合刚度发生变化,并在故障轮齿进入啮合区域时产生周期性或准周期性冲击。对于行星齿轮传动,由于太阳轮、行星轮、内齿圈和行星架之间存在相对运动,且多对齿轮同时参与啮合,故障激励在传递过程中会受到时变传递路径和啮合相位关系的调制,使箱体外部采集到的响应呈现幅值波动、频率调制及多分量耦合等特征[15]。

振动信号和声音信号均来源于齿轮啮合激励,但二者的传播路径及响应特性存在明显差异。齿轮故障产生的动态载荷经齿轮副、传动轴、轴承和箱体等固体结构传递后,在减速器外壳形成振动响应。振动信号对轮齿局部冲击和箱体结构共振较为敏感,故障信息通常表现为时域波形中的瞬态冲击、幅值周期波动,以及频域中的啮合频率边带和高频共振成分。然而,受测点位置、箱体结构和传递路径影响,故障冲击在传播过程中会发生衰减,部分弱故障特征容易被正常啮合振动及其他部件响应所掩盖。

声音信号反映齿轮啮合激励所引起的箱体声学响应,包含齿轮啮合噪声、箱体辐射响应及其他旋转部件产生的声学成分。与振动信号相比,声音信号能够从另一物理维度反映减速器整体运行状态,但同时容易受到传播衰减、环境反射及背景噪声的影

响,故障信息通常分散在多个频带,并与电机、联轴器和加载装置产生的噪声相互混叠。因此,声音信号中的故障成分往往表现为较弱的幅值调制和复杂的多频带耦合特征。

声音与振动信号具有相同的故障激励来源,但其对不同故障特征的敏感程度并不一致。振动信号侧重反映局部冲击及结构传递响应,声音信号则能够表征箱体较大范围内的声学变化。当某些故障特征在振动传播过程中发生明显衰减时,声音信号中可能仍保留相应的频率变化;反之,当声音信号受到环境噪声干扰时,振动信号中的局部冲击特征可以提供补充。已有研究表明,联合利用声音与振动信息能够减少单一传感信号受安装位置、传递路径和噪声干扰造成的信息缺失,可提高齿轮箱状态识别的可靠性[16-17]。

1.3 声振信号特性适配分解

对行星齿轮箱试验台采集到的声音和振动数据分别使用特征模态分解(Feature Mode Decomposition, FMD)[18]、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)和集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)进行处理,然后通过对比观察分解后的FFT频谱图来确定最适合的分解方法。

分析振动信号的FFT频谱分解结果发现,使用EMD和EEMD分解后均存在较强的模态混叠现象和噪声干扰问题,IMF1和IMF2分量中含有多种频率的信号成分,其余模态分量波峰存在重叠现象,信号分解效果不理想。VMD和FMD分解的各IMF频谱主峰分布明确,噪声基底相对较低,但VMD分解的IMF1和IMF2、IMF3和IMF4波峰频率较近,存在轻微的模态混叠现象。IMF2到IMF3的波峰从500 Hz突增至1 500 Hz,可能存在特征信息丢失现象。而FMD分解的IMF则没有出现这个问题。

分析声音信号的FFT频谱分解结果发现,使用EMD和EEMD分解后均存在严重的模态混叠现象和噪声干扰问题,分解效果不理想。VMD和FMD分解的各IMF频谱主峰表明,噪声相对较小。但FMD出现了较为严重的模态混叠现象。因此VMD对声音信号的分解效果更好。

综上可知,FMD对振动信号的分解效果更好,VMD对声音信号的分解效果更好。为进一步降低其他传动部件及环境背景噪声对故障特征提取的影响,根据各模态分量的FFT频谱分布及故障信息保留情况进行有效模态筛选。通过所选取的信号分解方法将原始声振信号分解为8个不同中心频率的模态分量,其中部分高频模态以能量分散的宽带成分为主,稳定的故障特征谱峰不明显,因此剔除噪声占主导的后4个模态,保留包含齿轮运行及故障响应信息的前4个有效模态。在保留主要故障特征的同时,削弱无关机械响应和环境背景噪声的干扰,为后续声振融合特征构建提供有效的信号分量。

1.4 基于SDP的声振融合方法

1.4.1 点对称技术

点对称技术(Symmetrized Dot Pattern, SDP)通过极坐标系将原始信号转换为具有镜像对称性的雪花状图像[19],其核心原理在于将信号样本点映射为极坐标参数:极径对应信号幅值,极角由信号时序位置及参数设定。SDP方法的原理如图2所示,通过对称映射机制,时域信号被重构为极坐标下的雪花图像,其中每个分支对应信号的特征频率成分,分支长度和密度分别表征该频率的幅值大小与持续时间。该图像不仅直观呈现了主/次频率成分的能级分布及其耦合关系,还能通过几何纹理差异放大故障信号特征。具有实现简单、计算量较小、鲁棒性较好的特点,可有效区分不同故障模式下的信号特征差异。

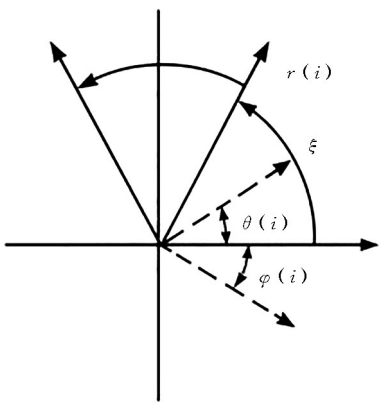


图2 SDP方法原理

Fig.2 Principle of SDP method

图2中,$r(i)$为极坐标半径;$\theta(i)$为极坐标逆时针沿初始线旋转的角度;$\varphi(i)$为极坐标顺时针沿初始线旋转的角度;ξ为角度放大因子。一组信号(x_i, x_{i+1})通过改变初始线旋转角便能够形成在极坐标上的镜面对称图像,计算公式如下:

$$r(i)=\frac{x_i-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{1}$$

$$\theta(i)=\theta+\frac{x_{i+j}-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}\xi \tag{2}$$

$$\varphi(i)=\theta-\frac{x_{i+j}-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}\xi \tag{3}$$

式中：x_i为第 i 个离散采样点的归一化信号幅值；$x_{\max}$、$x_{\min}$分别为当前样本序列的最大、最小归一化幅值；i 为样本序号；θ 为镜像对称基准轴旋转角。

1.4.2 基于 SDP 的参数优化与融合特征构建

SDP 能够将一维时域信号映射为具有旋转对称特征的二维极坐标图像，使信号幅值、频率及波动规律以“花瓣”形态直观呈现。不同状态信号经过 SDP 转换后，其花瓣长度、弯曲程度、轮廓清晰度和散点分布均存在明显差异，可为行星齿轮故障特征提取与状态识别提供更加丰富的图像信息。在 SDP 映射过程中，图像形态主要受对称基准轴旋转角 θ、采样间隔参数 t 和角度放大因子 ξ 共同影响，因此有必要对上述参数进行合理选择。

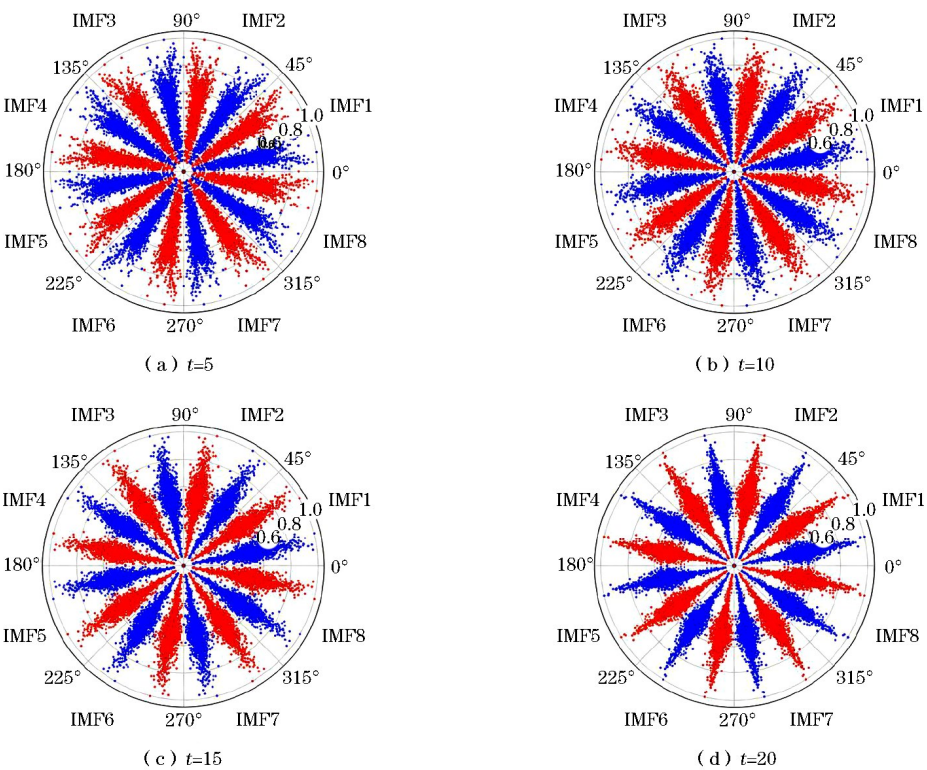
本研究分别采用特征模态分解和变分模态分解处理行星齿轮箱的振动信号和声音信号，并从两类信号中分别选取前 4 个有效模态分量，共获得 8 个不同尺度的固有模态函数(Intrinsic Mode Function，IMF)。在 SDP 融合图像中，每个 IMF 分量对应一个特征扇区，各特征扇区沿圆周方向均匀分布。当 θ 取值过大时，相邻模态分量对应的花瓣容易发生重叠，造成局部纹理遮挡；当 θ 取值过小时，各花瓣在圆周方向分布过于紧凑，图像形态不够饱满，不利于区分不同故障状态。为保证不同模态分量对应的花瓣之间互不重叠，θ 可表示为：

$$\theta=\frac{360^\circ}{n} \tag{4}$$

式中，n 为参与融合的 IMF 分量数量。

由于本文共选取 8 个 IMF 分量，将 θ 设置为 45°，既能保证 8 个模态分量在极坐标平面内均匀分布，又可以保持各花瓣之间有清晰的空间边界。

采样间隔参数 t 用于确定参与极坐标映射的相邻采样点的距离，其取值会改变 SDP 图像中散点的相关性及花瓣轮廓。当 t 较小时，相邻采样点之间相关性较强，散点容易向局部区域集中；随着 t 增大，映射点之间的差异逐渐增强，花瓣形态随之展开。但当 t 过大时，采样点之间的关联性减弱，可能造成局部细节丢失或图像结构离散。为确定合理取值，选取行星齿轮箱测点在轮齿裂纹工况下的振动信号作为分析样本，分别设置 $t=5$，10，15，20 进行 SDP 转换，结果如图 3 所示。



(a) t=5　(b) t=10

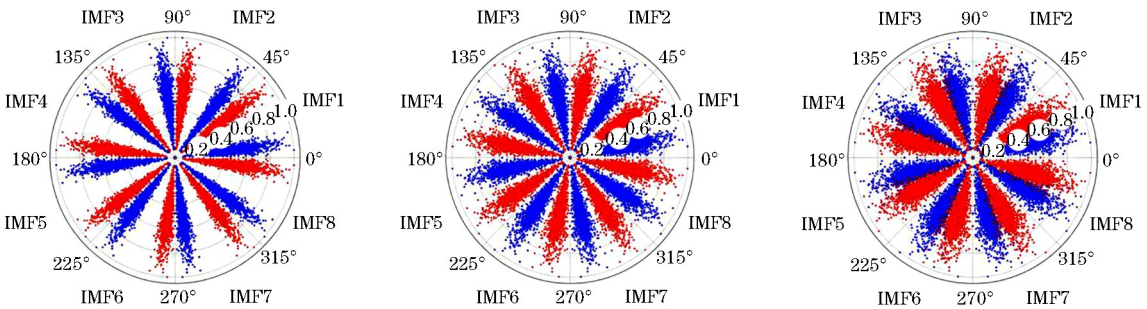
(c) t=15　(d) t=20

图 3 不同采样间隔参数 t 下的 SDP 图像

Fig.3 SDP images under different sampling interval parameters t

由图 3 可知,当 $t=5$ 时,散点分布较为离散,局部纹理较为复杂,主要花瓣轮廓容易受到细小波动干扰;当 t 增大至 15 和 20 时,图像整体轮廓趋于集中,但部分反映信号瞬态变化的细节特征被削弱。相比之下,$t=10$ 时图像具有较好的旋转对称性,花瓣边界较为清晰,散点分散程度适中,既保留了故障信号的局部波动信息,又避免了图像过度离散。因此,本文将采样间隔参数确定为 10。

角度放大因子 ξ 用于调节采样点幅值变化在角度方向上的映射范围,直接影响花瓣的展开程度及其与基准轴线之间的夹角。当 ξ 较小时,图像中的散点集中于花瓣中心区域,不同状态之间的纹理差异不够明显;当 ξ 过大时,花瓣过度展开,散点分布范围明显增大,容易造成局部结构混叠和图像复杂度上升。为分析 ξ 对 SDP 图像的影响,分别设置 $\xi=15$, 22.5, 30 进行对比,转换结果如图 4 所示。



(a) ξ=15　　(b) ξ=22.5　　(c) ξ=30

图 4　不同角度放大因子 ξ 下的 SDP 图像

Fig.4　SDP images under different angular amplification factors ξ

由图 4 可知,当 $\xi=15$ 时,散点主要集中在花瓣中心区域,部分幅值波动较小的特征难以充分展开;当 $\xi=30$ 时,散点分布过于分散,花瓣边界的规则性和集中度有所下降;当 $\xi=22.5$ 时,图像在对称性、纹理清晰度和散点集中度之间取得了较好平衡,既能够增强不同尺度信号的局部变化,又不会因角度放大过度而增加图像识别难度。因此,本文将角度放大因子设置为 22.5。

完成参数优化后,进一步利用 SDP 技术实现声音与振动信号的图像级融合。首先,将采集到的振动信号输入 FMD 算法,根据模态特征和故障信息保留程度选取前 4 个有效 FMD 分量;同时,将声音信号输入 VMD 算法,选取前 4 个有效 VMD 分量。随后,采用 $\theta=45°$、$t=10$ 和 $\xi=22.5$,分别对 8 个模态分量进行极坐标映射,并按照固定位置将其组合为一幅完整的 SDP 融合特征图,如图 5 所示。

在融合图像中,上半部分用于表征振动信号特征,其花瓣沿逆时针方向依次对应振动信号的 FMD-IMF1 至 FMD-IMF4;下半部分用于表征声音信号特征,其花瓣沿逆时针方向依次对应声音信号的 VMD-IMF1 至 VMD-IMF4。为便于统一表示,可将声音信号对应的 4 个模态分量依次编号为 IMF5 至 IMF8。

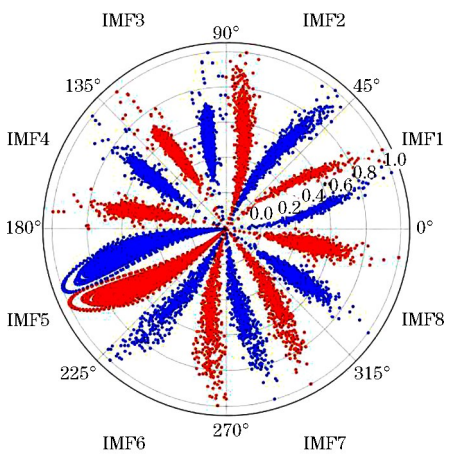


图 5　行星轮声振融合 SDP 特征图

Fig.5　Acoustic-vibration fusion SDP feature images of planetary gear

由图 5 可以看出,不同运行状态下的 SDP 图像在花瓣长度、轮廓宽度、弯曲程度、散点密集区域及整体对称性等方面均呈现出不同特征。振动信号对齿轮啮合冲击和结构响应较为敏感,声音信号则能够补充故障产生的声学辐射和高频动态信息。通过将两类信号的多尺度模态分量映射至同一 SDP 图像,不仅保留了各模态分量的独立特征,而且建立了声音与振动信息之间的空间对应关系,从而降低了单一传感器信息不足或局部噪声干扰对故障表征的

影响。综上,该参数组合能够在图像对称性、花瓣完整性、纹理清晰度和散点集中度之间取得较好平衡,在此基础上构建的声振融合 SDP 图像能够综合表征行星齿轮不同尺度下的振动响应和声学特征,可为后续基于深度学习网络的行星齿轮故障识别提供具有明显纹理差异的二维特征输入。

2 基于 ARFM-Net 的提升机齿轮箱行星轮故障诊断网络

2.1 ARFM-Net 总体结构

通过 VMD、FMD 信号分解及 SDP 点对称映射后,得到融合声音与振动信息的 SDP 图像。与自然图像不同,SDP 图像具有明显的点对称分布、径向纹理扩散及多尺度能量聚集等特点,其故障信息主要表现为纹理形态变化,而非目标边缘或颜色特征。因此,采用小卷积核构建的 CNN 网络难以充分建立不同区域之间的长距离关联,容易导致全局纹理信息缺失,与此同时,SDP 图像中包含大量由背景噪声形成的冗余纹理,也会降低网络对故障特征的关注能力。

针对上述问题,本文提出一种基于 Adaptive RepLK 和 Frequency-aware Moga 的轻量化故障诊断网络(ARFM-Net)。整个网络由 Adaptive RepLK 特征提取模块、Frequency-aware Moga 特征增强模块、全局平均池化层(Global Average Pooling,GAP)以及全连接分类器组成,其总体结构如图 6 所示。

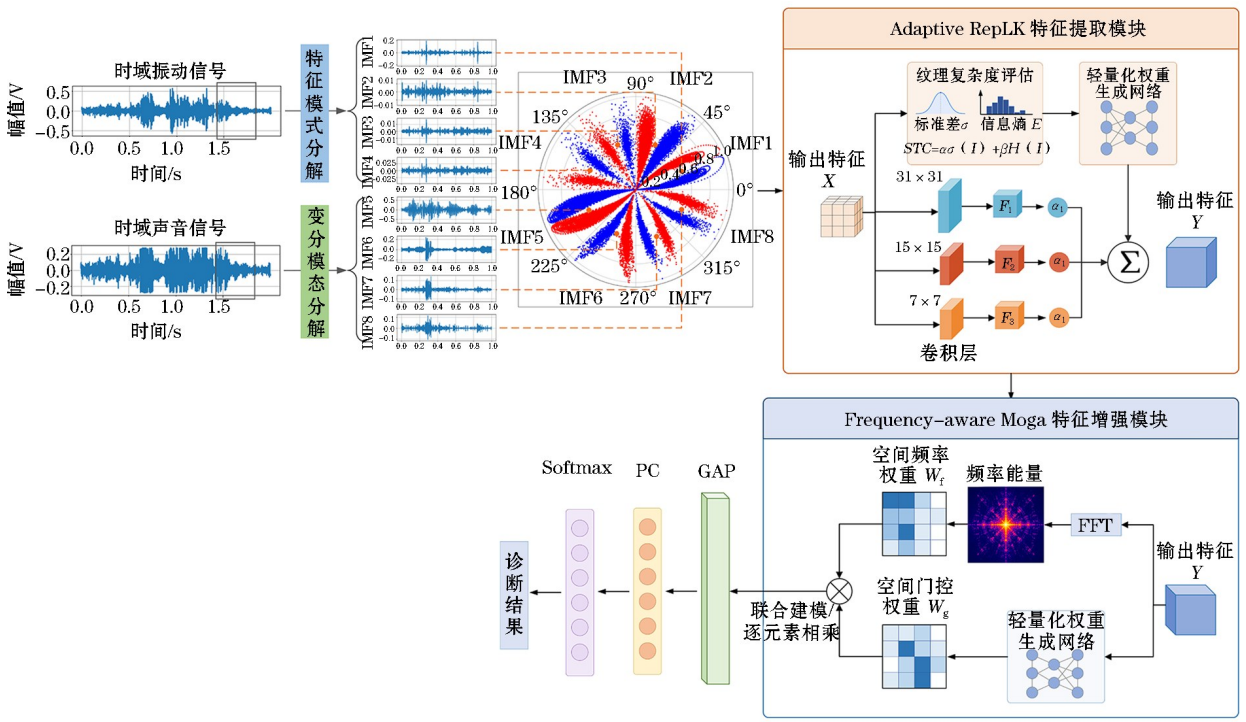


图 6 ARFM-Net 算法框架

Fig.6 Framework of the ARFM-Net algorithm

网络首先利用 Adaptive RepLK 模块建立 SDP 图像的大范围空间关联,根据输入图像纹理复杂程度自适应融合不同尺度的大核卷积,有效提取故障纹理的全局特征;随后利用 Frequency-aware Moga 模块,引入频率能量信息指导门控注意力计算,对高频故障纹理进行增强,同时抑制背景噪声及无关区域;最后经过全局平均池化与 Softmax 分类器完成提升机齿轮箱行星轮故障识别。

整个网络无需复杂的 Transformer 结构,在保证模型轻量化的同时,有效提高了 SDP 融合图像中故障纹理的表达能力。

2.2 Adaptive RepLK 大核卷积模块

SDP 融合图像不同于普通自然图像,其主要特征呈放射状分布,并具有明显的点对称几何结构。对于提升机齿轮箱行星轮而言,不同故障模式在 SDP 图像中通常表现为跨越多个区域的长距离纹理,而传统 3×3 卷积仅能够提取局部邻域信息,需要不断堆叠网络层数才能建立远距离关联,不仅会增加模型复杂度,也容易造成细微故障纹理在传播过程中逐渐衰减。

RepLKNet 通过引入卷积核,有效扩大了网络感受野,能够直接获取 SDP 图像中的全局纹理信

息。然而,原始 RepLK 采用固定尺寸卷积核,不同故障均使用相同尺度进行特征提取,难以兼顾正常状态、轻微磨损及断齿等不同故障对应的纹理差异。

针对这一问题,本文提出 Adaptive RepLK 模块,根据 SDP 图像纹理复杂程度动态融合不同尺度的大卷积核,使网络能够针对不同故障模式自动调整感受野大小。

首先,为表征 SDP 图像纹理复杂程度,定义纹理复杂度因子(Symmetric Texture Complexity, STC):

$$STC=\alpha\sigma(I)+\beta H(I) \tag{5}$$

式中:I 为 SDP 图像;$\sigma(I)$ 表示图像灰度标准差,用于反映纹理离散程度;$H(I)$ 为图像信息熵,用于描述纹理复杂性;α,β 为可调权重。STC 越大,说明 SDP 图像中包含更多冲击纹理及高频故障信息,需要更大的感受野进行特征建模。

随后,分别采用 21×21、31×31 及 41×41 三种不同尺度的大卷积提取图像特征:

$$F_{21}=\mathrm{Conv}_{21}(X) \tag{6}$$

$$F_{31}=\mathrm{Conv}_{31}(X) \tag{7}$$

$$F_{41}=\mathrm{Conv}_{41}(X) \tag{8}$$

式中:X 为 Adaptive RepLK 模块的输入特征图;Conv_{21}、Conv_{31} 和 Conv_{41} 分别表示卷积核尺寸为 21×21、31×31 和 41×41 像素的卷积运算;F_{21}、F_{31} 和 F_{41} 为各分支输出特征图。

根据 STC 计算三个卷积核对应的动态融合权重:

$$w_i=\frac{\exp(f_i(STC))}{\sum_{k=1}^{3}\exp(f_k(STC))} \tag{9}$$

式中:w_i 为第 i 个大核卷积分支的归一化融合权重,无量纲;$i=1$、2、3 为分支索引;$f_i(\cdot)$ 为第 i 个分支的轻量化权重生成函数;$f_k(\cdot)$ 为 Softmax 归一化分母中第 k 个分支的对应权重生成函数,k 为求和索引,$k=1,2,3$;$\exp(\cdot)$ 表示以自然常数 e 为底的指数函数。

最终输出特征表示为:

$$F=\sum_{i=1}^{3}w_iF_i \tag{10}$$

式中:F_i 为第 i 个卷积分支输出特征图;F 为三分支加权融合后的输出特征图。

相比固定尺度的大核卷积,Adaptive RepLK 能够依据 SDP 图像纹理复杂程度自适应调整感受野,在保证模型参数量基本不增加的情况下,实现不同故障模式下多尺度纹理特征的有效融合,提高了故障特征表达能力。

2.3 Frequency-aware Moga 特征增强模块

经过 Adaptive RepLK 模块后,网络已经能够获得 SDP 图像的全局纹理信息。然而,大量背景纹理及噪声仍会参与特征学习过程,降低网络对故障区域的注意力权重。

传统 SE、CBAM 及 EMA 等注意力机制主要利用空间信息或通道信息计算权重,而 SDP 图像的本质来源于振动频谱与声音频谱,其不同频率区域对应不同故障模式,高频区域通常包含裂纹、点蚀及断齿等冲击故障的重要信息,仅利用空间注意力难以充分突出这些特征。

因此,本文提出 Frequency-aware Moga 模块,在原始 Moga 门控机制基础上引入频率能量引导,实现频率感知的门控注意力。

首先,对 Adaptive RepLK 输出特征进行二维快速傅里叶变换:

$$S(u,v)=\mathrm{FFT}(F) \tag{11}$$

式中:$S(u,v)$ 为特征图 F 在二维离散傅里叶域中的复频谱系数;u、v 分别为水平和垂直方向的离散空间频率索引;FFT 为二维快速傅里叶变换函数。

根据频谱能量计算频率响应:

$$E(u,v)=|S(u,v)|^2 \tag{12}$$

式中,$E(u,v)$ 为相对能量。

随后,将频率响应映射至 0~1 之间,得到频率权重:

$$W_{\mathrm{f}}=\frac{E-\min(E)}{\max(E)-\min(E)} \tag{13}$$

式中:W_{f} 为空间频率权重;$\max(E)$ 和 $\min(E)$ 分别为当前特征图空间频率能量响应的最大值和最小值。

采用 Moga 门控网络获得空间门控权重:

$$W_{\mathrm{g}}=\sigma(G(F)) \tag{14}$$

式中:$G(\cdot)$ 表示门控函数;$\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数;W_{g} 为空间门控权重。

最终将频率权重与门控权重进行联合建模:

$$F'=F\odot W_{\mathrm{g}}\odot W_{\mathrm{f}} \tag{15}$$

式中:$\odot$ 表示逐元素相乘;F' 为增强后的输出特征图。

与传统注意力不同,Frequency-aware Moga 不仅能够依据空间特征自动选择重要区域,还能够结合频率能量分布突出高频故障纹理,使裂纹、点蚀及断齿等冲击类故障对应的纹理得到进一步增强,而背景噪声及冗余纹理受到有效抑制,从而提高不同故障之间的可分辨性。

2.4 分类输出

将经过 Frequency-aware Moga 模块增强后的特

征输入全局平均池化层,对空间维度进行压缩,获得全局语义特征。随后采用全连接层完成特征映射,并利用 Softmax 函数输出不同故障类别的概率 P_i:

$$P_i = \frac{\exp(z_i)}{\sum_{j=1}^{N}\exp(z_j)} \tag{16}$$

式中:z_i 表示第 i 类故障对应的分类得分;N 为故障类别数量。最终选择概率最大的类别作为提升机齿轮箱行星轮的故障诊断结果。

3 试验验证

3.1 数据集构建与试验设置

为验证本文提出的声振融合方法及 ARFM-Net 的故障诊断性能,采用机械加工方式,分别制备了齿面磨损、轮齿断裂、齿根裂纹及点蚀缺陷等 4 种故障类型的齿轮样本,如图 7 所示。其中,齿面磨损用于模拟轮齿长期啮合造成的材料损失,点蚀用于模拟齿面局部疲劳剥落,齿根裂纹用于模拟轮齿弯曲疲劳损伤,轮齿断裂用于模拟严重局部损伤。通过分别更换正常及不同故障状态的行星轮,在相同转速和负载条件下开展试验,从而获得正常、磨损、点蚀、裂纹和断齿 5 种运行状态下的声振响应数据。

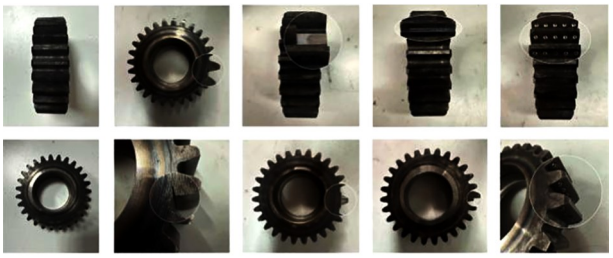


图 7 5 种行星轮状态样本

Fig.7 Samples under five planetary gear condition

根据行星齿轮试验台采集到的故障数据,总共有 5 种不同的故障类型,分别为正常状态、齿面磨损、齿面点蚀、裂纹及断齿。通过声音与振动信号双通道同步采集故障数据,采样频率均为 10 000 Hz。每种故障采集 1 000 000 个数据点。

利用基于 SDP 的声振时频融合特征可视化方法,将采集到的声音与振动信号数据进行可视化处理,分别使用 VMD 和 FMD 进行分解,各取前 4 个 IMF 分量。单张图片使用 200 个数据点,滑窗步长设置为 200,每个故障类型分别生成 5 000 张时频融合特征图,总共获得 25 000 张时频融合特征图,如图 8 所示。按照 7∶2∶1 的比例将这些特征图分为训练集、验证集和测试集。

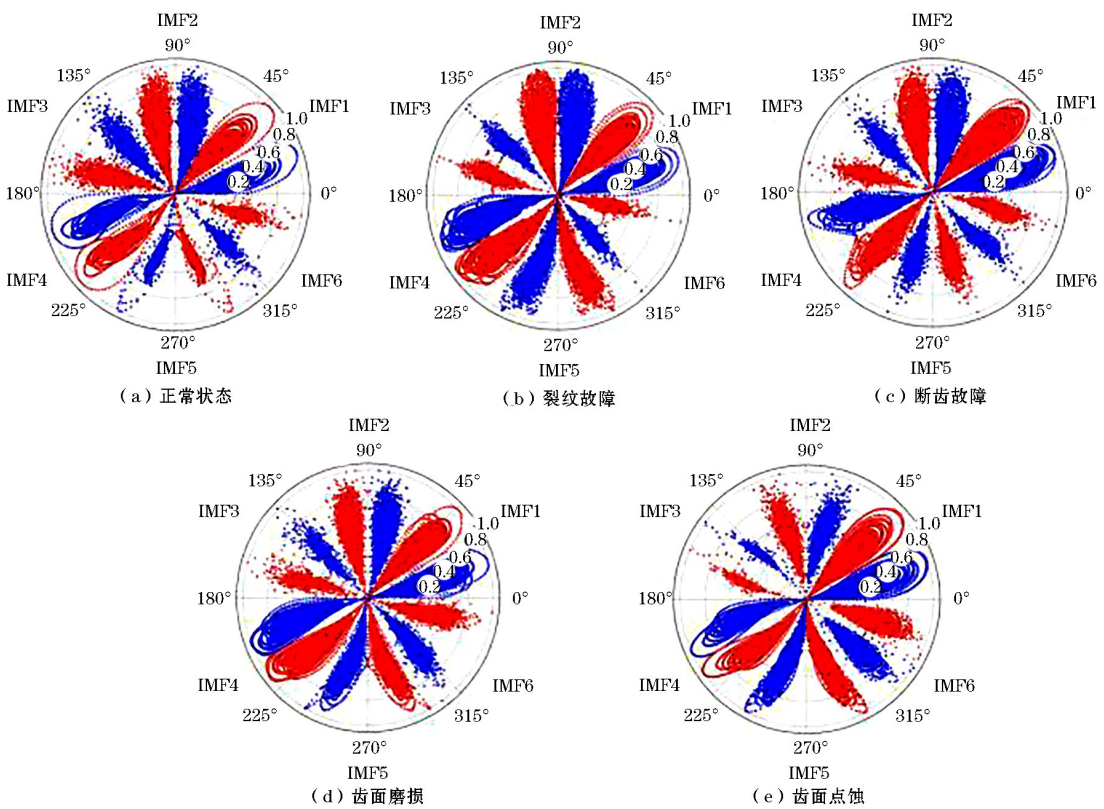
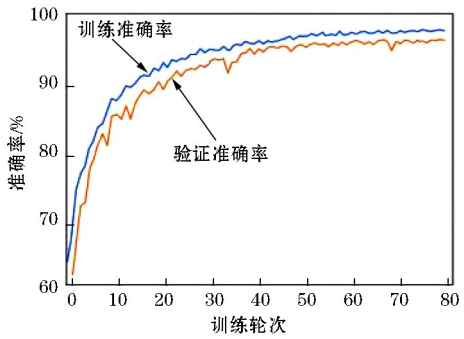


图 8 不同故障状态的提升机行星齿轮融合特征图

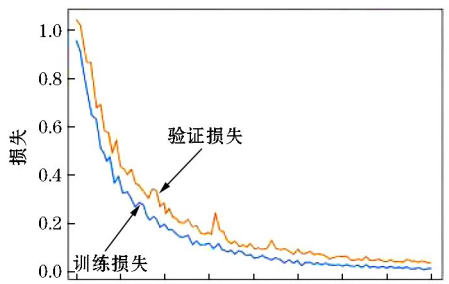
Fig.8 Fusion feature maps of the hoist planetary gear under different fault conditions

3.2 试验结果分析

模型训练准确率与损失函数曲线如图 9 所示,训练过程采用 80 个完整迭代周期。由图 9 可知,模型的损失函数值随着训练轮次的增加而持续下降,并在第 60 个周期左右达到稳定状态。为验证模型性能的可靠性,研究进行了多次重复试验,最终获得的平均分类准确率达到 98.72%。



(a) 模型训练准确率



(b) 损失函数

图 9 模型训练准确率与损失函数曲线

Fig.9 Curves of model training accuracy and loss function

为了进一步分析模型的分类效果,绘制了混淆矩阵,如图 10 所示。从图 10 可以看出,对于输入的 SDP 图,模型在所有故障类别上的平均预测准确率达到了 98.72%。



图 10 混淆矩阵

Fig.10 Confusion matrix

此外,为了可视化模型在高维空间中的特征,使用 t-SNE 对测试集的特征进行降维,结果如图 11 所示。将高维特征映射至二维空间后,能够清晰地观察到不同故障状态在特征空间中的分布。以 SDP 图像作为输入的模型呈现出更为显著的聚类效果,而以原始振动信号作为输入的模型在特征空间中则表现得较为分散,导致不同故障状态间的区分度降低。

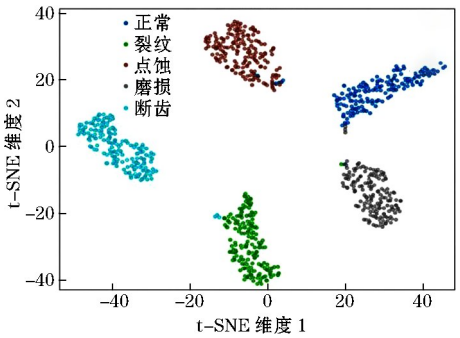


图 11 t-SNE 特征降维可视化图像

Fig.11 Visualization image of feature dimensionality reduction via t-SNE

3.3 对比试验

为验证声音、振动及声振融合信息对提升机齿轮箱行星轮故障诊断性能的影响,分别采用声音单模态、振动单模态和声音-振动融合输入开展对比试验,测试结果见表 1。

表 1 不同类型输入数据测试集准确率对比

Table 1 Comparison of accuracy for test sets under different types of input data

输入维度	诊断方法	测试准确率/%
声音单模态	1DCNN	79.20
	时频图-ARFM-Net	89.60
	SDP+ARFM-Net	85.40
振动单模态	1DCNN	92.20
	时频图-ARFM-Net	92.80
	SDP+ARFM-Net	94.00
声音-振动融合	FMSCNN	93.20
	MAVgram	94.78
	ConvNeXt-T	93.68
	本文方法	98.72

在声音单模态条件下,采用 1DCNN 处理原始声音信号时,测试准确率仅为 79.2%。将声音信号转换为时频图后输入 ARFM-Net,测试准确率提高至 89.6%,较 1DCNN 方法提高了 10.4 个百分点;采用 SDP 图像作为输入时,测试准确率为 85.4%,较 1DCNN 方法提高 6.2 个百分点,但比时频图输入低了 4.2 个百分点。结果表明,二维图像化表征能够更加充分地反映声音信号中的频率分布和局部纹理变化。然而,声音信号容易受到电机噪声、环境反射

及传播衰减等因素影响,单独采用 SDP 映射时,部分故障特征可能与背景噪声形成的散点纹理发生混叠,因此其诊断准确率略低于时频图方法。

在振动单模态条件下,1DCNN、时频图-ARFM-Net 和 SDP-ARFM-Net 的测试准确率分别为 92.2%、92.8%和 94.0%。与声音单模态相比,3 种振动信息输入方法均取得了更高的识别准确率,说明振动信号对齿轮局部冲击、啮合刚度变化及结构共振等故障的响应更为敏感。其中,SDP+ARFM-Net 较 1DCNN 和时频图-ARFM-Net 分别提高了 1.8 个百分点和 1.2 个百分点。这表明 SDP 图像能够将振动信号中的幅值波动和时间关联转化为具有点对称特征的径向纹理,而 ARFM-Net 能够进一步提取不同花瓣区域之间的长距离关联,从而提高不同故障状态的可分辨性。

在声音-振动融合条件下,FMSCNN、MAVgram 和 ConvNeXt-T 的测试准确率分别为 93.2%、94.78%和 93.68%,均高于大多数声音和振动单模态方法,表明声音与振动信号在故障信息表达方面具有互补性。本文方法取得了 98.72%的最高测试准确率,较 FMSCNN、MAVgram 和 ConvNeXt-T 分别提高了 5.52、3.94、5.04 个百分点。与性能最优的振动单模态 SDP+ARFM-Net 相比,本文方法的测试准确率仍提高了 4.72 个百分点,说明本文方法诊断性能的提升不仅来源于 ARFM-Net 的特征提取能力,也得益于声音与振动信息的有效融合。

综合来看,声音单模态受环境噪声影响较为明显,其诊断准确率整体低于振动单模态;振动信号能够较好地反映齿轮局部故障冲击,但单一振动信息仍可能受到结构传递路径和测点位置的限制。本文方法通过将声音和振动模态映射至 SDP 图像中的不同花瓣区域,在保留两类信号独立纹理特征的同时实现了互补信息融合;随后利用 Adaptive RepLK 建立不同区域间的长距离纹理联系,并通过 Frequency-aware Moga 增强故障相关频率成分、抑制冗余背景信息,最终获得了 98.72%的高诊断准确率。试验结果验证了本文所提出的声振融合表征方法和 ARFM-Net 能有效地提升机齿轮箱行星轮故障诊断的准确率。

3.4 消融试验

为验证 Adaptive RepLK 和 Frequency-aware Moga 两个改进模块对故障诊断性能的贡献,在保持数据集划分、训练参数及分类器结构一致的条件下开展消融试验。以原始 RepLK 模块和 Moga 模块组成的网络作为基准模型,分别将其中的大核卷积模块替换为 Adaptive RepLK,将原始 Moga 模块替换为 Frequency-aware Moga,并最终组合构成完整的 ARFM-Net。各组模型均采用声振融合 SDP 图像作为输入,测试结果见表 2。

表 2 各消融网络模型诊断准确率

Table 2 Diagnostic accuracy of each ablation network model

模型	Adaptive RepLK	Frequency-aware Moga	测试准确率/%
RepLK+Moga	×	×	97.24
Adaptive RepLK+Moga	√	×	98.40
RepLK+Frequency-aware Moga	×	√	97.36
ARFM-Net	√	√	98.72

由表 2 可知,采用原始 RepLK 和 Moga 模块构成的基准模型,其测试准确率为 97.24%,说明大核卷积和多阶门控聚合能够在一定程度上提取 SDP 图像中的径向纹理和多尺度特征,但固定尺度感受野与普通空间门控仍难以充分适应不同故障状态下的纹理差异。

在基准模型中引入 Adaptive RepLK 后,测试准确率提高至 98.40%,较基准模型提升了 1.16 个百分点。该结果表明,不同故障状态在 SDP 图像中对应的纹理范围和空间分布存在差异,固定尺度大核卷积难以同时兼顾局部散点变化和跨区域花瓣结构。Adaptive RepLK 通过对不同尺度大核卷积分支进行动态加权,使网络能够依据输入图像的纹理特征自适应调整有效感受野,从而增强对磨损、点蚀及裂纹等相似故障状态的区分能力。

在保留原始 RepLK 模块的条件下,将 Moga 替换为 Frequency-aware Moga 后,模型测试准确率达到 97.36%,较基准模型提高 0.12 个百分点。其原因在于,声振融合 SDP 图像中除故障相关纹理外,还包含环境噪声、正常啮合成分及模态分解残余成分形成的冗余纹理。Frequency-aware Moga 在多阶空间特征聚合的基础上引入可学习频率权重,既可增强对分类有贡献的频率成分,又能够抑制无关纹理对特征提取的干扰。

当将 Adaptive RepLK 与 Frequency-aware Moga 同时引入网络后,ARFM-Net 测试准确率达到 98.72%,分别较仅采用 Adaptive RepLK 和仅采用 Frequency-aware Moga 的模型提高了 0.32 和 1.36 个百分点,较基准模型提高了 1.48 个百分点,说明这两个模块的引入并非简单的叠加,而是在特征提

取过程中具有一定的互补性。Adaptive RepLK 主要从空间域扩大有效感受野,建立不同花瓣及不同径向区域之间的长距离关联;Frequency-aware Moga 则进一步从频率维度筛选故障相关特征,减弱背景噪声和冗余纹理的影响。二者共同作用,使网络能够同时获得完整的全局结构特征和具有判别性的局部频率纹理。

综合消融试验结果可以看出,Adaptive RepLK 和 Frequency-aware Moga 均能够有效提高行星轮故障识别准确率,验证了所提出的两种改进模块及其组合方式的有效性。

4 工程验证

为验证本文所提方法在矿山实际工况下的应用可行性,选取某矿提升系统作为工程验证对象。该系统采用单绳缠绕式矿井提升机,型号为 2JK-3×1.5/20E,配套减速器型号为 XL-30,铭牌参数显示额定输入转速约为 980 r/min、传动比为 20。该提升系统长期处于频繁启停、载荷波动及强噪声干扰环境中,具有典型矿山提升装备运行特征。提升机现场布置如图 12 所示。



图 12 传感器提升机现场布置

Fig.12 Site layout of sensors on the hoisting system

结合现场工况,在提升机减速器箱体上布置振动传感器,并同步采集运行声学信号,获取某矿提升机实际运行数据。考虑到现场设备不具备人为施加故障的条件,本文采用“现场数据验证+试验台故障样本训练”的方式开展工程验证,验证过程中未发现减速器存在异常振动和明显故障征兆。结果表明,现场工况下采集的声振信号能够有效反映提升机齿轮箱的运行状态特征,基于本文提出的声振融合方法和 ARFM-Net 模型可实现对行星轮状态的稳定识别,识别结果与现场运行及检修情况总体一致。说明本文提出方法不仅适用于试验平台的检测,也具备在矿井提升机现场应用的可行性,可为矿山提升装备状态监测和故障预警提供技术支撑。

5 结论

本文针对矿井提升机齿轮箱行星轮在低速、重载及复杂噪声环境下故障信号特征提取困难的问题,提出了一种基于点对称声振融合与 ARFM-Net 的故障诊断方法,并得出以下主要结论。

(1) 声音信号与振动信号对行星轮故障具有不同的响应特性,振动信号对局部啮合冲击和结构响应较为敏感,声音信号能够补充整体声学辐射及高频动态信息。分别采用 FMD 和 VMD 处理振动与声音信号,并以 $\theta=45°$、$t=10$、$\xi=22.5$ 的参数组合进行 SDP 映射,可形成具有明显纹理差异的声振融合图像,可有效表征正常、磨损、点蚀、裂纹和断齿 5 种故障状态。

(2) 所构建的 ARFM-Net 能够同时提取 SDP 图像中的长距离纹理关联和故障相关频率特征。在 5 类行星轮故障状态数据集上,模型平均识别准确率达到 98.72%,较 FMSCNN、MAVgram 和 ConvNeXt-T 分别提高 5.52、3.94、5.04 个百分点,较振动单模态 SDP-ARFM-Net 提高了 4.72 个百分点,表明声振信息融合能够有效弥补单一传感信号的信息缺失。

(3) 消融试验结果表明,引入 Adaptive RepLK 后,模型准确率由 97.24% 提高至 98.40%;引入 Frequency-aware Moga 后测试准确率提高至 97.36%;两者联合构成的 ARFM-Net 其测试准确率达到了 98.72%,较基准模型提高了 1.48 个百分点。结果说明,Adaptive RepLK 主要增强多尺度纹理及跨区域结构关联的提取能力,Frequency-aware Moga 能够抑制背景冗余纹理,二者联合应用具有一定的互补作用。

(4) 在某矿提升系统开展工程验证,模型将现场采集的数据识别为正常状态,未发现明显异常振动和故障征兆,识别结果与设备运行记录、现场巡检及检修情况一致,表明本文提出的方法能够适应矿山现场频繁启停、载荷波动和机械噪声干扰情况,具备矿井提升机减速器状态监测的工程应用可行性。

参考文献(References):

[1] Liu Jing, Li Xinbin, Xia Min. A dynamic model for the planetary bearings in a double planetary gear set[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 194:110257.

[2] 吕宗岩,苑喜文.融合 BiLSTM 与改进减法平均优化器的矿山设备异常检测研究[J].矿业研究与开发,2026,46(6):163-173.

Lyu Zongyan, Wan Xiwen. Research on mining equipment anomaly detection integrating BiLSTM and an improved subtraction average optimizer[J]. Mining Research and Development,2026,46(6):163-173.

[3] Liu Ruonan, Yang Boyuan, Enrico Zio, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2018,108:33-47.

[4] Lei Yaguo, Yang Bo, Jiang Xiaowen, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2020,138:106587.

[5] Jia Feng, Lei Yaguo, Lin Jun, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,72/73:303-315.

[6] Ince Tarik, Kiranyaz Serkan, Eren Levent, et al. Real-time motor fault detection by 1-D convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2016,63(11):7067-7075.

[7] 申勇,章翔峰,姜宏,等.计入传动轴柔性的齿轮故障系统建模及VMD-Lempel-Ziv损伤评估[J].西安交通大学学报,2021,55(3):126-135.
Shen Yong, Zhang Xiangfeng, Jiang Hong, et al. Gear fault system modeling and VMD-Lempel-Ziv damage assessment considering transmission shaft flexibility[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,2021,55(3):126-135.

[8] Ribeiro Junior Ronny Francis, dos Santos Areias Isac Antônio, Compos Mateus Mendes, et al. Fault detection and diagnosis in electric motors using convolution neural network and short-time fourier transform[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2022, 10(7):2531-2542.

[9] Sun Yuan, Li Sheng. Bearing fault diagnosis based on optimal convolution neural network[J]. Measurement,2022,190:110702.

[10] 刘亚兵.基于双分支卷积神经网络的刮板输送机轴承故障诊断方法[J].矿业研究与开发,2026,46(6):152-162.
Liu Yabing. A bearing fault diagnosis approach for scraper conveyors based on a dual-branch convolutional neural network[J]. Mining Research and Development,2026,46(6):152-162.

[11] 曾荣,曾锐利,丁雷.发动机声信号与振动信号故障特征提取对比分析[J].军事交通学院学报,2018,20(8):40-45.
Zeng Rong, Zeng Ruili, Ding Lei. Comparative analysis of fault feature extraction of engine's acoustic signal and vibration signal[J]. Journal of Military Transportation,2018,20(8):40-45.

[12] Wan Haibo, Gu Xiwen, Yang Shixi, et al. A sound and vibration fusion method for fault diagnosis of rolling bearings under speed-varying conditions[J]. Sensors,2023,23(6):3130.

[13] Chen Zhen, Huang Zhen, Deng Fang, et al. An innovative transfer learning framework for rotating machinery fault detection using multimodal diagnosis[C]//2025 40th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation.New York: IEEE,2025.

[14] 万可力,马宏忠,崔佳嘉,等.基于Mel-GADF与ConvNeXt-T的变压器铁心松动故障诊断方法[J].电力自动化设备,2024,44(3):217-224.
Wan Keli, Ma Hongzhong, Cui Jiajia, et al. Fault diagnosis method of transformer core loosening based on Mel-GADF and ConvNeXt-T[J]. Electric Power Automation Equipment,2024,44(3):217-224.

[15] Mert Inalpolat, Ahmet Kahraman. A theoretical and experimental investigation of modulation sidebands of planetary gear sets[J]. Journal of Sound and Vibration,2009,323(3/4/5):677-696.

[16] Li Chuan, Sanchez René-Vinicio, Zurita Grover, et al. Gearbox fault diagnosis based on deep random forest fusion of acoustic and vibratory signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,76/77:283-293.

[17] Shi Haitao, Li Yanyan, Bai Xintao, et al. A two-stage sound-vibration signal fusion method for weak fault detection in rolling bearing systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022,172:109012.

[18] Miao Yuanhu, Zhang Boyang, Li Chenghao, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics,2023,70(2):1949-1960.

[19] 罗文.基于SDP图像处理算法的矿用顶板支护斜盘故障诊断[J].工矿自动化,2024,50(增刊1):7-10.
Luo Wen. Fault diagnosis of mine roof support swashplate based on SDP image processing algorithm[J]. Journal of Mine Automation,2024,50(Suppl.1):7-10.