

面向工业机器人关键部件的多源融合感知 智能故障诊断方法研究

韩 譙^{1,2}, 刘 京¹, 何国林¹, 李巍华¹

(1. 华南理工大学机械与汽车工程学院, 广东 广州 510641; 2. 超级机器人研究院(黄埔), 广东 广州 510700)

摘要: 工业机器人关键部件在复杂运行工况下易发生早期性能退化, 通常表现为强非稳态响应特性与多通道感知信号的显著异构性。传统诊断方法难以有效融合多源信息, 鲁棒性与可解释性难以兼顾, 部署适应性亦较为有限。本文聚焦工业机器人传动链路中的关键减速机构, 提出一种融合物理敏感性驱动与残余感知补偿机制的双通道智能诊断方法。所选振动与扭矩信号分别表征结构响应与驱动激励, 具备显著的时间尺度差异与物理信息互补特性, 为多源融合建模提供了明确的物理建模依据。从物理响应机理角度构建“故障类型-动态响应特征-感知通道”的三层映射关系, 量化不同信号在典型故障模式下的主导性差异; 设计基于信噪比、调制指数和峰度的多尺度敏感性评估机制, 引导多通道信息的自适应融合权重分配; 同时引入残余感知不确定性补偿(RUC)机制, 有效提升弱主导通道特征的表达能力, 增强融合稳定性与诊断完整性; 搭建了具备物理解释性和轻量化特征的诊断模型框架。基于公开齿轮箱数据集在多类典型故障模式下开展试验, 结果表明, 所提方法在多类故障识别任务中表现出更高的诊断准确性、可解释性与部署适应性, 展现出面向工业机器人关键部件物理一致性融合诊断的良好理论依据与工程应用潜力。

关键词: 工业机器人; 齿轮传动系统; 多源融合; 信号映射; 智能故障诊断

中图分类号: TH17; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2025)06-1252-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2025.06.013

Multi-source fusion perception intelligent fault diagnosis methods for critical components of industrial robots

HAN Qiao^{1,2}, LIU Jing¹, HE Guolin¹, LI Weihua¹

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2. Institute for Super Robotics (Huangpu), Guangzhou 510700, China)

Abstract: Key components of industrial robots are prone to early-stage performance degradation under complex operating conditions, characterized by strongly non-stationary responses and significant heterogeneity across sensing channels. Traditional diagnostic methods struggle with robust and interpretable fusion of multi-source information, limiting their practical deployment. This paper proposes a dual-channel intelligent diagnostic method for robotic transmission mechanisms, integrating physics-driven sensitivity weighting and residual uncertainty compensation (RUC). Specifically, vibration and torque signals, representing structural response and driving excitation respectively, are selected due to their distinct temporal scales and complementary physical characteristics. A three-layer mapping (fault type-dynamic response characteristic-sensing channel) is constructed to quantify channel dominance for different fault modes. Then, a multi-scale sensitivity evaluation mechanism based on signal-to-noise ratio (SNR), modulation index (MI), and kurtosis guides adaptive weight allocation, while the RUC strategy enhances the expression of features from weakly dominant channels, improving fusion stability. Finally, a physically interpretable and lightweight diagnostic framework is established. Experiments conducted on a public gearbox dataset validate that the proposed method provides superior diagnostic accuracy, interpretability, and deployment potential, demonstrating significant promise for physically consistent multi-source fusion diagnosis in robotic transmission systems.

Keywords: industrial robots; gear transmission system; multi-source fusion; signal mapping; intelligent fault diagnosis

随着高端制造装备持续向精密化与智能化的方向演进, 工业机器人已广泛应用于航空航天、汽车制造、电子装配等对可靠性要求极高的任务场景, 其运行安全性与执行精度高度依赖于核心关节传动

收稿日期: 2025-04-30; 修订日期: 2025-05-27

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB4709200); 广东省自然科学基金资助项目(2025A1515011145)

部件的性能状态。然而,工业机器人长期服役于复杂负载与非稳态工况,其内部齿轮传动系统极易出现磨损、点蚀、齿裂和轴承剥落等多类退化故障^[1]。此类故障常表现为早期信号微弱、非线性传递路径复杂,若未及时感知将导致整机精度劣化甚至突发停机,造成严重经济损失。因此,构建具备高鲁棒性和快速响应能力的智能故障诊断方法,对保障工业机器人系统的安全稳定运行具有重要的工程与经济意义。

传统的故障诊断方法通常依赖单一传感器信号(如振动或电流)进行故障识别,但在非稳态工况、强噪声背景或多故障耦合环境下,其特征提取能力和鲁棒性面临严重挑战^[2]。蔺梦雄等^[3]针对非稳态工况提出了变分模态分解(VMD)与阶次分析相结合的诊断方法,增强了对复杂运行条件的适应性;李恒等^[4]通过频域与时频域特征融合改进局部故障感知精度,指出单一通道难以全面覆盖复杂退化模式;孙强等^[5]则采用双通道特征提取与参数优化分类策略,该策略在齿轮箱故障识别中显著优于传统单通道模型。此外,JIANG等^[6]利用去噪与时频注意力机制有效提升了强噪声条件下振动信号的诊断准确性;RAOUF等^[7]利用电流信号特征结合机器学习算法进行旋转矢量(rotary vector, RV)减速器故障识别,展示了数据驱动方法的潜力,同时也暴露出特征提取与跨工况泛化方面的挑战。这些研究共同表明,传统单通道方法在复杂工况下的适应性与稳定性难以满足工业机器人关键部件的实际需求,多源信息融合已成为当前工业故障感知技术的重要发展方向。

多源融合方法通过引入多个物理量感知通道,拓展了系统运行状态的观测维度,在复杂系统早期故障识别与弱信号提取中展现出良好的诊断潜力。叶壮等^[8]提出基于峭度加权与动态感受野机制的多通道卷积神经网络(CNN),揭示了通道权重分配不足导致的特征冗余问题;阮强等^[9]构建融合小波卷积(laplace wavelet convolution network, LWNet)与注意力机制(ATT)的网络,有效缓解了不同尺度冲击信号之间的干扰与不平衡响应;侯召国等^[10]结合信息熵加权与迁移学习,强化了跨模态特征建模能力;QIAO等^[11]提出基于Mel频谱融合的声振联合诊断方法,通过模拟人类听觉机制实现了微弱故障的高效识别;ZHANG等^[12]设计了融合振动、电流与扭矩信号的多源数据融合与通道注意卷积神经网络(multi-source data fusion and channel attention convolutional neural network, MD-CA-CNN),提升了多关节机器人系统的诊断准确率与鲁棒性。然而,大多数融合方法仍集中于同质或同频域信号的并联拼接,普遍忽略了异构通道在时间尺度、响应特性与物理敏

感性方面的根本差异。

振动信号作为结构响应量,具备对瞬时冲击变化的高频敏感性,适用于表征早期微小缺陷;而扭矩信号作为驱动侧的激励反映,呈现低频、缓变特征,能有效捕捉载荷扰动与刚度变化。两者在感知源、响应形式与时间尺度上的显著差异构成了融合建模的物理互补基础。尽管已有部分研究探索了多源融合结构,但如何利用物理敏感性先验引导信号融合过程、实现权重分配与特征贡献的有理建模,仍缺乏系统性的解决路径,制约了融合机制的可解释性与工程适用性。

深度学习方法在工业智能诊断领域的广泛应用,显著提升了特征提取与复杂模式识别能力^[13]。如韩特等^[14]基于图结构传播与特征判别增强,提出了半监督学习策略以缓解小样本训练困难的问题。郑俊康等^[15]通过物理动力学模型生成多工况故障样本,有效扩展了数据分布空间,缓解了数据依赖问题。陈仁祥等^[16]将迁移学习机制引入深度置信网络(DBN),增强了模型的跨域适应能力与一定程度的可解释性。尽管如此,当前多数深度学习模型仍普遍存在“黑盒性”强、标注样本依赖重、模型部署成本高等难题^[17],融合结构的轻量化、通道权重的可控性以及模型整体的工程可落地性,已成为下一阶段工业智能感知模型亟需解决的关键问题。

综合上述分析可见,当前多源融合方法在异构感知建模、通道权重分配与机制可解释性方面仍存在显著不足,尤其在面对工业机器人关键传动部件的“快变-慢变”双通道信号融合时,缺乏以物理先验驱动的稳健融合策略。为此,本文提出一种针对振动与扭矩信号的多源融合诊断方法,构建基于敏感性驱动的权重调控机制,并引入残余感知补偿策略以增强弱主导通道的表达能力。与现有基于注意力或拼接策略的融合模型相比,所提方法在结构上具有简洁性、机制上具备物理解释性,且对低信噪比与通道不平衡问题具有更强的适应性。该研究为工业机器人中结构更复杂、载荷波动更剧烈的RV减速器等关键部件的多源融合建模提供了路径,也为后续构建可部署、可解释的智能故障感知系统提供了理论方法支撑。

1 工业机器人关键传动部件故障响应分析

1.1 工业机器人传动系统构型与典型故障模式

齿轮传动系统作为工业机器人关键的动力转换单元,被广泛应用于各类关节执行部位,其典型构型

包括输入轴、齿轮、轴承与输出轴,具备将高速低扭矩输入转换为低速大扭矩输出的功能,如图 1 所示。在长期复杂载荷与非稳态运行工况下,该类系统易出现磨损、点蚀、裂纹、断齿与轴承剥落等退化性结构故障,直接威胁机器人运行精度与控制稳定性。

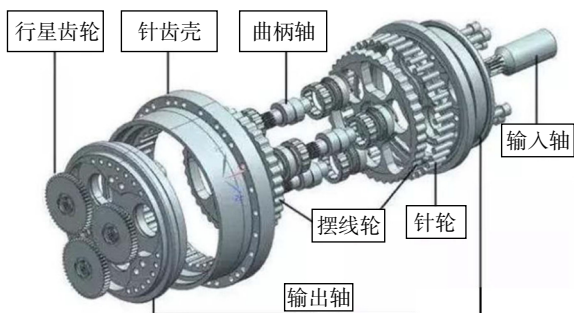


图 1 工业机器人齿轮传动系统

Fig. 1 Gear transmission system for industrial robots

不同故障类型在响应源与信号表现上具有明显差异:齿轮磨损与断裂主要引发低频幅值波动与非对称谐波响应;点蚀与裂纹类故障表现为周期性冲击或尖峰信号;轴承类故障则多伴随高频瞬态扰动。此外,部分趋势性退化过程还会引起扭矩信号的缓变偏移与局部扰动。

此类退化故障均具有高耦合、低可视性与低信噪比等共性特征,极易受到工况波动与环境干扰的影响,单一信号通道难以全面感知其动态特征。因此,从结构响应机理出发,构建面向多类典型故障的多源感知映射模型,是实现高鲁棒性智能诊断的关键前提。

1.2 多源信号通道的物理响应特性分析

不同类型的故障在齿轮传动系统中体现出显著不同的动力学响应特征,通过相应的传感器采集表现为典型的时域与频域特征。为了实现关键部件故障的早期诊断与精准识别,必须系统地分析各类故障在不同信号通道中的响应规律与敏感性特征。

齿轮点蚀损伤表现为高频周期性冲击,在时域呈现周期性脉冲信号,在频域则表现为显著的调制频率结构,非常适合采用振动加速度传感器进行检测。齿轮磨损引发的刚度变化导致振动信号低频幅值增大且不稳定,同时也影响扭矩信号,表现为输出扭矩轻微波动。齿裂和齿根断裂故障导致刚度非对称性变化,振动信号表现出谐波失真与非线性响应,扭矩信号也逐渐表现为长期下降趋势。轴承剥落故障引发显著的高频冲击特征,除了振动信号尖峰外,扭矩信号也会表现为明显的短时扰动。

不同类型故障所产生的物理响应应具有典型的特征差异,适配的传感通道亦不相同。为了更加清晰

地呈现其间的对应关系,表 1 给出了“故障类型-动态响应特征-感知通道”三层映射关系。

表 1 齿轮传动系统典型故障与感知通道响应映射关系

Tab. 1 Mapping relationship of typical faults and perception channel response of gear transmission system

故障类型	动态响应特征	感知通道
齿轮点蚀	高频冲击,周期性脉冲响应	振动传感器
齿轮磨损	低频振动幅值增大,扭矩轻微波动	振动、扭矩传感器
齿裂、齿断	谐波失真,非对称冲击,扭矩下降趋势	振动、扭矩传感器
轴承剥落	高频冲击尖峰,短时扭矩扰动	振动、扭矩传感器

1.3 多源融合的必要性与挑战分析

多源信息融合能够通过引入多个物理通道补充特征空间的表示能力,实现故障模式的冗余增强与表征完整性提升。特别是在弱故障初期、强干扰工况、非稳态加载等工业场景下,多源感知通道可提升关键特征的鲁棒性,降低误检与漏检概率,提高系统运行安全保障能力。

然而,在实际部署与建模实践中,多源融合仍面临诸多工程限制与模型设计挑战。首先,不同传感器采样频率、数据格式不一致,易导致时间轴对齐误差,影响融合数据的一致性;其次,各信号通道在特征尺度和统计分布上存在异构性,如振动信号通常包含高频瞬态特征,而扭矩信号则以低频缓变趋势为主,若直接拼接融合,可能引发主导特征偏置,误导模型学习方向;此外,现有融合模型普遍结构复杂、计算资源开销大,缺乏良好的部署可行性,同时“黑盒性”强,难以提供可用于工程决策的物理解释依据。

因此,构建具备物理感知先验、自适应权重调节能力与结构轻量化特征的多源融合诊断框架,已成为提升工业机器人关键部件故障诊断能力的重要发展方向。

2 多源融合感知框架设计

在工业机器人齿轮传动系统中,不同类型的故障在多种物理信号通道中具有差异显著的响应特征。快变振动信号对冲击类局部故障(如剥落、裂纹)高度敏感,而慢变扭矩信号则更能反映载荷扰动与传动效率退化(如磨损、柔化等)。因此,构建一种兼容异构物理域信号、具备自适应融合能力与物理可解释性的多源感知框架,是实现复杂工况下高鲁棒性故障识别的关键路径。

为此,本文提出一种融合物理敏感性驱动与残

余感知补偿机制的多源智能诊断模型。整体架构如图2所示,包含两个异构特征提取子模块(振动通道与扭矩通道)、一套加权融合机制(结合敏感性评估

与补偿策略)以及一层轻量化分类映射模块,能够在端到端训练中实现信息主导性驱动的融合表达与分类判别。

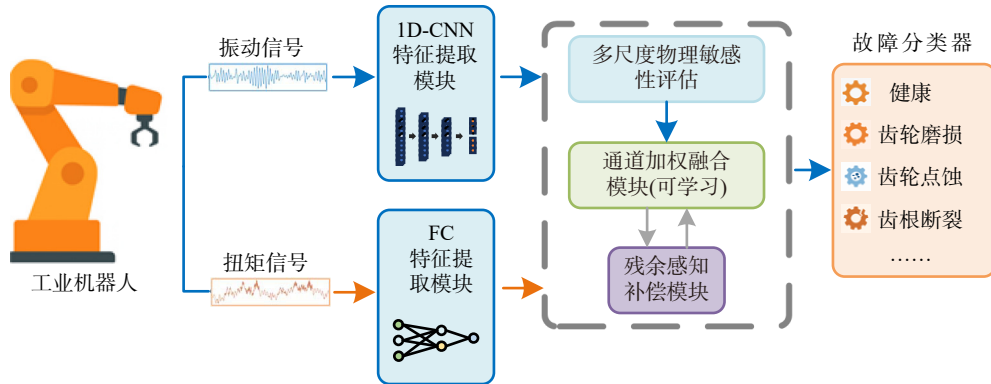


图2 多源融合感知模型结构图

Fig. 2 Structural diagram of the multi-source fusion perception model

2.1 异构通道特征提取模块

考虑到振动信号具有高频非平稳特性,常包含冲击性局部故障特征,本文采用一维卷积神经网络(1D-CNN)对其进行时序建模。浅层卷积用于保留高时间分辨率的突变信息,深层池化则用于抑制噪声与压缩冗余。设振动信号为 $x^{(v)} \in \mathbf{R}^T$,其中, \mathbf{R} 表示实数集, T 表示时序长度,其特征提取表示为:

$$f^{(v)} = F_{\text{CNN}}(x^{(v)}; \Theta^{(v)}) \quad (1)$$

式中, $F_{\text{CNN}}(\cdot)$ 表示振动通道的卷积特征提取子网络, $\Theta^{(v)}$ 为其可训练参数。

相比之下,扭矩信号 $x^{(t)} \in \mathbf{R}^T$ 具有低频缓变特性,缺乏显著局部特征,但能反映负载扰动趋势与系统刚度变化。因此采用局部滑窗平均结合浅层全连接网络(FC)构建其嵌入空间,表示为:

$$f^{(t)} = F_{\text{FC}}(x^{(t)}; \Theta^{(t)}) \quad (2)$$

式中, $F_{\text{FC}}(\cdot)$ 表示扭矩通道的特征提取子网络, $\Theta^{(t)}$ 为其可训练参数。

两个子网络分别构建冲击响应与趋势扰动特征,构成具有时间尺度差异与响应机制互补性的异构通道结构。通过结构紧凑、职责分明的异构编码器设计,在保持表达能力的同时显著降低了参数规模,为后续多源融合操作提供了统一的嵌入空间。

2.2 感知敏感性驱动的加权融合机制与输出映射

为刻画不同通道在不同故障模式下的信息贡献差异,本文设计了一种基于物理感知敏感性驱动的加权融合机制,结合通道主导性调节与残余信息补偿两项关键思想,旨在实现信息主导清晰、通道表达平衡的融合策略。对振动和扭矩通道分别赋予可学习融合权重 $\alpha^{(v)}$ 和 $\alpha^{(t)}$,并设定其满足归一化约束:

$$\alpha^{(v)} + \alpha^{(t)} = 1 \quad (3)$$

为了提升初始权重分配的物理合理性,引入信号的信噪比 SNR 、调制指数 MI 和峰度变化量 $Kurtosis$ 三项物理敏感性指标构建振动信号通道 $x^{(v)}$ 和扭矩信号通道 $x^{(t)}$ 的敏感性评估函数:

$$s^{(v)} = SNR(x^{(v)}) \times MI(x^{(v)}) \times Kurtosis(x^{(v)}) \quad (4)$$

$$s^{(t)} = SNR(x^{(t)}) \times MI(x^{(t)}) \times Kurtosis(x^{(t)}) \quad (5)$$

式中, SNR 反映信号中有用信息与噪声之间的比例,适用于评估结构故障能量是否易于感知; MI 用于量化调幅或冲击类特征,对点蚀类故障尤为敏感; $Kurtosis$ 则表征信号尖峰特性,在突发性冲击响应中具有明显变化。

这些指标均与信号对典型机械故障的敏感程度存在明确的物理对应关系,相比于神经网络内部自学习注意力权重的黑盒特性,引入了具备物理解释路径的初始融合偏置,在提升诊断稳定性的同时增强了融合过程的可解释性。

为避免主导通道掩盖次要通道中的微弱故障响应,进一步引入残余感知不确定性补偿(residual uncertainty compensation, RUC)策略,以提升融合权重的表达公平性,定义如下:

$$\alpha^{(v)} = \frac{s^{(v)}}{s^{(v)} + s^{(t)}} + \left(1 - \frac{s^{(v)}}{s^{(v)} + s^{(t)}}\right) \cdot \gamma \quad (6)$$

$$\alpha^{(t)} = 1 - \alpha^{(v)} \quad (7)$$

式中, $\gamma \in [0,1]$ 为不确定性补偿系数,用于调节非主导通道最低权重下限,保障其表达能力不被完全压制。

最终融合特征表示为:

$$f^{(\text{fused})} = \alpha^{(v)} \cdot f^{(v)} + \alpha^{(t)} \cdot f^{(t)} \quad (8)$$

融合特征输入一层轻量级线性分类器进行最终判别,输出类别预测概率:

故障分类器

- 健康
- 齿轮磨损
- 齿轮点蚀
- 齿根断裂
-

$$\hat{y} = \text{softmax}(W \cdot f^{(\text{fused})} + b) \quad (9)$$

式中, W 和 b 分别为分类器的权重和偏置。

不同于传统注意力策略的“黑盒式权重学习”, 本文所设计的融合机制具备明确的输入-输出解释路径与中间指标可视化能力, 为后续诊断结果的可信解释与通道贡献分析提供机制支撑。在此基础上, 训练过程采用交叉熵损失函数进行监督优化, 以实现多源嵌入特征到故障类别的端到端映射。整体融合策略遵循“主导增强+次要保留”的判别原则, 在提升诊断敏感性的同时确保多源信息的充分利用。

3 试验设置与结果分析

为验证所提多源融合感知框架在工业机器人关键部件故障诊断中的有效性与通用性, 本文基于公开齿轮箱数据集构建多源信号试验环境, 围绕多类典型退化故障情形设计系列对比试验、消融试验与可解释性分析, 从准确率、鲁棒性与部署效率等维度系统评估模型性能。

3.1 数据来源

试验使用清华大学 MCC5-THU 齿轮箱故障数据集, 试验台如图 3 所示, 由一台 2.2 kW 三相异步电机、磁粉制动器、扭矩传感器、两级并联齿轮箱以及一个测量控制系统组成, 能够模拟多种典型工况下的动态响应。

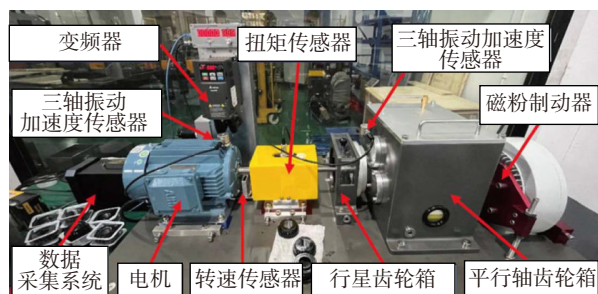


图 3 清华大学齿轮箱故障试验台

Fig. 3 Tsinghua University gearbox fault test bench

原始数据采样频率为 12.8 kHz, 采样时长为 60 s, 本文选取电机输入轴转速为 3000 r/min, 齿轮输出轴载荷为 20 N·m 工况下的齿轮箱 z 轴振动信号与扭矩信号作为输入, 构建振动-扭矩双通道融合试验。故障类型涵盖齿轮磨损、齿轮点蚀、齿裂、齿断、缺齿共 5 种典型工况, 具体故障位置与故障程度如表 2 所示。

所有信号经标准化处理后作为输入, FC 网络滑动窗口宽度设为 5。网络训练参数包括: Adam 优化器(初始学习率为 0.001)、交叉熵损失函数, 训练轮次为 200。

表 2 齿轮故障参数信息

Tab. 2 The details of gear fault parameters

故障类型	故障深度/宽度	故障程度
齿裂	1/4 齿高处	轻
齿轮磨损	1/3 齿表面	轻
齿断	1/4 齿宽	轻
齿轮点蚀	缺陷直径 0.5 mm	轻
缺齿	缺 1 齿	轻

3.2 试验方案与评价指标

为了全面评估所提多源融合感知框架的性能, 本文将多个模型进行试验对比分析。其中, 单通道 CNN 模型使用振动信号作为输入信号, 捕捉故障的瞬时特征; 单通道 FC 模型使用扭矩信号作为输入信号, 进行动态趋势的识别; 拼接融合模型将振动和扭矩信号直接拼接后送入全连接层进行分类; 通道注意力融合(channel attention fusion, CAF)模型在振动和扭矩双通道输入基础上, 引入多尺度卷积与通道注意力机制, 兼顾局部特征提取与跨通道重要性建模; 受物理启发的多模态融合卷积神经网络(physics-inspired multimodal fusion convolutional neural network, PMFN)融合并行注意力与多模态建模机制, 作为更复杂的对比方法; 本文提出的模型基于感知敏感性驱动的加权融合机制, 通过自适应调整信号通道的权重来融合振动和扭矩信号。

此外, 为进一步验证加权融合机制的有效性, 设计了消融试验, 即分别去除加权机制并将其固定为常数权重, 与原方法进行对比。采用三个主要的评价指标全面评估模型的性能: 平均准确率(Accuracy)、宏平均 F1 值(Macro-F1)和推理时间。平均准确率用于衡量模型的整体分类精度, 宏平均 F1 值则综合考虑了模型在各个类别上的表现, 特别是在类别不均衡的情况下具有更好的衡量能力。推理时间反映了模型在实际部署中的响应速度, 尤其是对于实时诊断系统来说, 推理速度至关重要。

3.3 试验结果与对比分析

表 3 汇总了各模型在 5 次独立重复试验下的整体性能对比。结果显示, 在单通道建模场景下, CNN 模型基于振动信号构建, 对冲击类局部故障具有良好敏感性, 获得了 95.08% 的平均准确率和较高的 Macro-F1 表现。而 FC 模型仅依赖扭矩信号, 受限于其低频缓变特性, 在复杂多类故障场景下表征能力不足, 平均准确率仅为 76.14%, 说明扭矩信号在单独使用时难以支撑精确判别任务。

在融合建模方面, 直接拼接振动与扭矩信号的方法取得了 95.34% 的平均准确率, 显示多源信息确实能够补充特征空间、提高诊断能力。但由于未建

表 3 各模型在 MCC5-THU 数据集上的整体性能对比

Tab. 3 Comparison of overall performance of each model on the MCC5-THU dataset

模型类别	输入信号	平均准确率/%	Macro-F1	平均推理时间/s
CNN	振动	95.08±0.97	0.9514	0.02
FC	扭矩	76.14±3.74	0.7749	0.05
拼接融合	振动+扭矩	95.34±1.61	0.9559	0.06
CAF	振动+扭矩	94.16±0.55	0.9159	0.14
PMFN	振动+扭矩	93.02±2.77	0.9290	0.95
本文模型	振动+扭矩	98.88±1.18	0.9968	0.09

模通道之间的贡献差异, 该方法在细粒度故障识别中仍存在一定混淆。CAF 模型进一步引入通道注意力机制, 但该策略在强主导信号存在时易导致弱通道信息被压制, 准确率反而下降至 94.16%, Macro-F1 值仅为 0.9159, 体现出其对异构通道适应性的不足。

此外, PMFN 作为当前具代表性的复杂诊断模型之一, 融合了多尺度特征与图结构信息传播机制, 在本试验中取得 93.02% 的平均准确率, Macro-F1 值为 0.9290, 平均推理时间为 0.95 s。尽管具备一定的深层特征建模能力, 但其性能不及拼接融合模型与 CAF 模型, 且平均推理时间远高于本文模型, 显示其部署效率与诊断稳定性方面均存在较大劣势。

本文提出的感知敏感性驱动融合模型综合表现最优, 平均准确率达 98.88%, Macro-F1 值为 0.9968, 推理延迟控制在 0.09 s 以内。不仅确保了多源信息的充分利用, 还显著提升了弱特征的表达能力, 展现出优异的诊断精度、模型稳定性与实际部署适应性。

图 4 展示了各模型的混淆矩阵对比结果, 进一步印证了上述分析。本文模型在所有故障类别上的识别精度均显著优于 CAF 和 PMFN 模型, 尤其是在“齿裂”和“缺齿”等模糊类别中表现出更低的误判率。相比之下, CAF 模型在“齿裂”和“齿轮磨损”之间存在较大混淆, 而 PMFN 模型对“齿轮磨损”也存在 57 个样本误判为“齿裂”, 表明其虽然复杂但缺乏对异构信号之间主次贡献的有效建模。

为验证模型训练过程的收敛性与稳定性, 图 5 展示了训练与验证阶段的损失变化曲线。结果表明, 模型在较少轮次内即可快速收敛, 且无明显过拟合现象, 训练过程稳定可靠。

同时, 图 6 给出了融合权重在训练过程中的动态变化趋势。可以看到, 振动通道的权重在初始阶段较高, 随着训练推进逐步收敛至合理区间; 而扭矩通道权重则逐渐上升, 最终稳定在 0.3 左右, 充分体现了模型对不同信号通道贡献度的自适应学习能力。这一融合动态进一步验证了所提加权机制具备良好的敏感性分配能力与物理一致性。

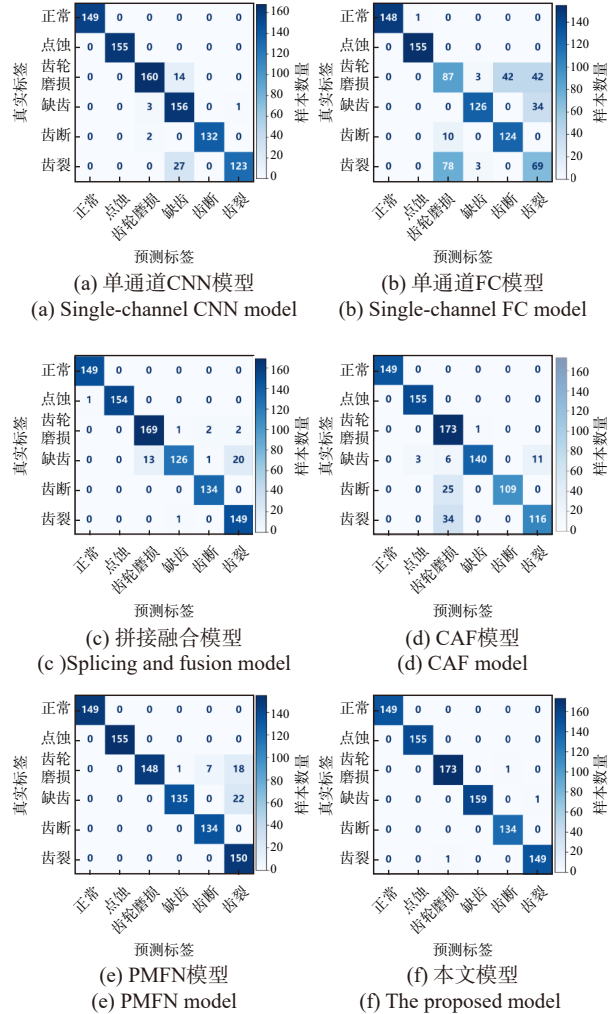


图 4 各模型混淆矩阵对比

Fig. 4 Comparison of confusion matrix of each model

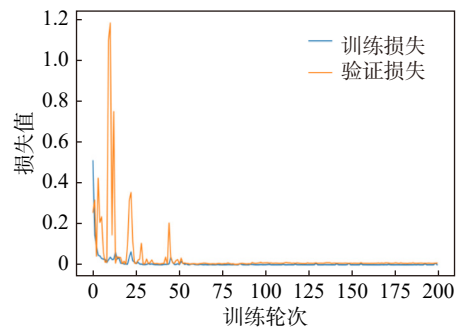


图 5 损失曲线

Fig. 5 Loss curves

3.4 消融试验与权重机制验证

为了进一步验证加权融合机制的有效性, 开展两组消融试验分别为: 取消权重分配机制, 直接拼接振动与扭矩通道; 设定固定融合权重, 对两个信号通道赋予等权值(各为 0.5)。试验结果如表 4 所示, 拼接融合模型的平均准确率为 95.34%, Macro-F1 值为 0.9559, 已明显优于单通道模型, 说明多源感知通道的确能够提升诊断性能。但该策略未对信号通道的重要性进行差异化建模, 在模糊类别区分能力上仍

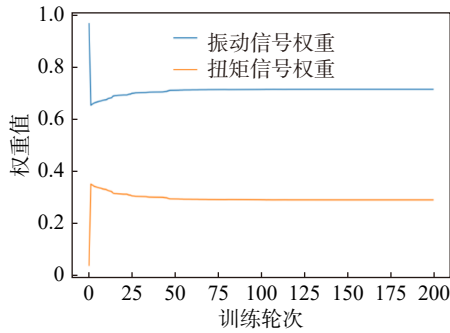


图 6 融合权重变化趋势

Fig. 6 Variation tendency of fusion weight

存在局限。固定权重模型将通道权重设为常数,排除了训练过程中对通道主导性的动态感知,其平均准确率为 95.55%,略高于拼接融合模型,但 Macro-F1 值下降为 0.9467,显示出某些关键故障类别的识别准确性仍存在不足。

表 4 融合模型消融试验结果

Tab. 4 Ablation test results of fusion model

模型类别	加权策略	平均准确率/%	Macro-F1
拼接融合	无	95.34±1.61	0.9559
固定权重	手动设定	95.55±0.00	0.9467
权重可学习	自适应	98.88±1.18	0.9968

相比之下,本文提出的融合模型在引入感知敏感性评分与残余补偿机制后,实现了 98.88% 的平均准确率与 0.9968 的 Macro-F1 值,显著优于上述两种消融方案,进一步证明了加权机制在提升弱通道信息利用率、增强判别精度与鲁棒性方面的显著作用。

为更直观地展示上述差异,图 7 展示了固定权重融合模型的混淆矩阵结果。可以看到,在“齿轮磨损”和“齿裂”等典型相邻类别中,固定策略仍存在较高误判率,特别是在“齿轮磨损”类中被误判为

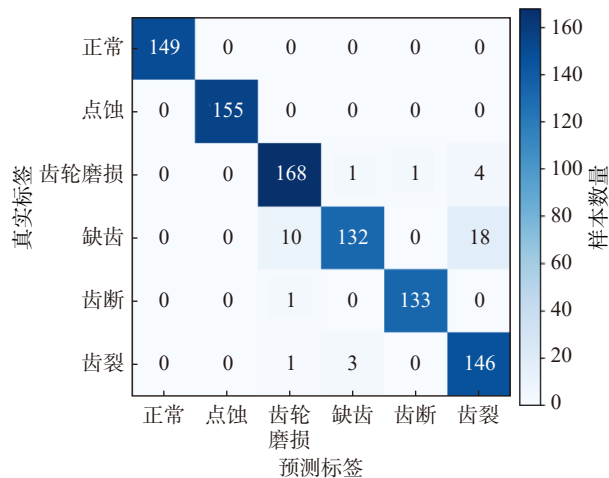


图 7 固定权重融合模型混淆矩阵示意图

Fig. 7 Schematic diagram of confusion matrix of the fixed weight fusion model

“缺齿”和“齿断”的样本较多,反映出模型在通道贡献均衡条件下难以有效突出主导特征。而本文模型在图 4 中则显著降低了此类混淆,体现了加权策略在复杂模式区分中的优势。

4 总结与展望

本文针对工业机器人关键齿轮传动部件在复杂工况下的早期退化识别难题,提出融合物理敏感性驱动与残余感知补偿机制的双通道融合方法。该方法利用振动与扭矩信号在响应源与物理属性上的互补性,构建“主导增强+次要保留”的权重调控策略,实现异构信号的协同建模与机制可解释融合。所提模型集成异构特征提取、敏感性引导加权与残余补偿结构,融合路径具备明确的物理动因与可视化能力,同时保持轻量简洁的网络设计,兼顾诊断性能、稳定性与部署适应性。相较传统注意力融合策略,本文方法在机制透明度与工程可落地性方面表现更优。

尽管如此,当前研究仍存在局限:一是试验数据来源于标准试验平台,尚未充分覆盖实际工业环境中的多通道异步采集与非结构性干扰;二是融合机制主要依赖静态统计指标,缺乏与故障演化过程紧密耦合的动态调控策略。未来研究将面向结构更复杂、耦合更强的 RV 减速器系统,结合摆线轮、针齿、行星架等多级啮合结构的非线性响应特性,引入系统动力学建模与状态约束机制,构建具备跨尺度表达能力与物理一致性的融合感知方法。同时,将进一步嵌入边缘智能与数字孪生机制,实现高鲁棒、高解释的工业级健康监测与故障诊断系统。

参考文献:

- [1] LIN T T, REN Z J, ZHU L B, et al. A systematic review of multi-sensor information fusion for equipment fault diagnosis[J/OL]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1-48[2025-05-27].<https://ieeexplore.ieee.org/document/10840346>.
- [2] 焦博森, 蔺梦雄, 张益农, 等. RV 减速器故障诊断方法研究现状[J]. 现代制造工程, 2023(6): 150-159.
JIAO Bosen, LIN Mengxiong, ZHANG Yinong, et al. Research status of RV reducer fault diagnosis method[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2023(6): 150-159.
- [3] 蔺梦雄, 唐少虎, 焦博森, 等. 基于变分模态分解的阶次分析对 RV 减速器的故障诊断[J]. 机床与液压, 2024, 52(18): 237-242.
LIN Mengxiong, TANG Shaohu, JIAO Bosen, et al. Order analysis based on variational modal decomposition for fault

- diagnosis of RV reducers[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2024, 52(18): 237-242.
- [4] 李恒, 赵兵, 庞琬琳. 基于特征融合的 RV 减速器局部故障诊断研究 [J]. 青海大学学报, 2024, 42(2): 74-81.
LI Heng, ZHAO Bing, PANG Wanlin. Research on the partial fault diagnosis of RV reducer based on feature fusion[J]. *Journal of Qinghai University*, 2024, 42(2): 74-81.
- [5] 孙强, 姚猛, 李琛, 等. 基于双通道特征融合的 CNN-GSWOA-XGBoost 齿轮箱故障诊断方法 [J/OL]. 铁道车辆, 1-11[2025-05-27]. <https://doi.org/10.20213/j.cnki.tdcl.2025.02.08.01>.
SUN Qiang, YAO Meng, LI Chen, et al. Mingming, CNN-GSWOA-XGBoost based on two-channel feature fusion gear box fault diagnosis method[J/OL]. *Rolling Stock*, 1-11 [2025-05-27]. <https://doi.org/10.20213/j.cnki.tdcl.2025.02.08.01>.
- [6] JIANG K S, ZHANG C S, WEI B L, et al. Fault diagnosis of RV reducer based on denoising time-frequency attention neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 121762.
- [7] RAOUF I, LEE H, KIM H S. Mechanical fault detection based on machine learning for robotic RV reducer using electrical current signature analysis: a data-driven approach[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2022, 9(2): 417-433.
- [8] 叶壮, 余建波. 基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取 [J]. 机械工程学报, 2021, 57(1): 110-120.
YE Zhuang, YU Jianbo. Feature extraction of gearbox vibration signals based on multi-channels weighted convolutional neural network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(1): 110-120.
- [9] 阮强, 刘韬, 王振亚, 等. 基于小波卷积与注意力机制的 RV 减速器齿轮箱故障诊断 [J]. 机电工程, 2023, 40(6): 815-824.
RUAN Qiang, LIU Tao, WANG Zhenya, et al. Fault diagnosis of RV gearboxes based on wavelet convolution with attention mechanism[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40(6): 815-824.
- [10] 侯召国, 王华伟, 熊明兰, 等. 基于迁移学习与加权多通道融合的齿轮箱故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2023, 42(9): 236-246.
HOU Zhaoguo, WANG Huawei, XIONG Minglan, et al. Gearbox fault diagnosis based on transfer learning and weighted multi-channel fusion[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(9): 236-246.
- [11] QIAO Y T, WANG H B, CAO J Y, et al. Sound-vibration spectrogram fusion method for diagnosis of RV reducers in industrial robots[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2024, 214: 111411.
- [12] ZHANG YW, ZANG Z H, ZHANG X M, et al. Fault diagnosis of industrial robot based on multi-source data fusion and channel attention convolutional neural networks[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 82247-82260.
- [13] ANTAMIS T, DROSOU A, VAFEIADIS T, et al. Interpretability of deep neural networks: a review of methods, classification and hardware[J]. *Neurocomputing*, 2024, 601: 128204.
- [14] 韩特, 李彦夫, 雷亚国, 等. 融合图标签传播和判别特征增强的工业机器人关键部件半监督故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2022, 58(17): 116-124.
HAN Te, LI Yanfu, LEI Yaguo, et al. Semi-supervised fault diagnosis method via graph label propagation and discriminative feature enhancement for critical components of industrial robot[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(17): 116-124.
- [15] 郑俊康, 王辉, 向家伟. 动力学模型驱动的 RV 减速器故障诊断方法 [J/OL]. 机械工程学报, 1-14[2025-05-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20250318.1408.008.html>.
ZHENG Junkang, WANG Hui, XIANG Jiawei. Dynamic model driving fault diagnosis method for RV reducer[J/OL]. *Journal of Mechanical Engineering*, 1-14[2025-05-27]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20250318.1408.008.html>.
- [16] 陈仁祥, 杨星, 胡小林, 等. 深度置信网络迁移学习的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 127-133.
CHEN Renxiang, YANG Xing, HU Xiaolin, et al. Planetary gearbox fault diagnosis method based on deep belief network transfer learning[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(1): 127-133.
- [17] TAMA B A, VANIA M, LEE S, et al. Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(5): 4667-4709.
-
- 第一作者: 韩 譙(1998—), 女, 博士研究生。
E-mail: hertaq817@163.com
- 通信作者: 李巍华(1973—), 男, 博士, 教授。
E-mail: whlee@scut.edu.cn