

多模态传感器融合的工业设备故障诊断平台

李 军

深圳永恒光智慧科技集团有限公司 广东深圳

【摘要】工业设备在复杂工况下运行时容易产生多源、多尺度的异常信号，单一传感器难以全面反映设备状态，导致故障诊断精度和实时性受限。本文提出基于多模态传感器融合的故障诊断平台，通过整合振动、声学、温度、电流等多类信号，实现跨模态特征提取与信息协同分析。结合深度学习和机器学习算法，平台能够从高维数据中提取关键特征并进行智能分类与预测。实验验证表明，该平台在复杂工况下提高了故障识别准确率和鲁棒性，同时保持较低延迟，实现了工业设备健康状态的高效监测与智能化管理。

【关键词】多模态传感器；故障诊断；数据融合；工业设备

【收稿日期】2025 年 7 月 14 日

【出刊日期】2025 年 8 月 12 日

【DOI】10.12208/j.jer.20250365

Industrial equipment fault diagnosis platform with multimodal sensor fusion

Jun Li

Shenzhen eternal light Intelligent Technology Group Co., Ltd. Shenzhen, Guangdong

【Abstract】 Industrial equipment operating under complex conditions often generates multi-source and multi-scale abnormal signals. A single sensor cannot comprehensively reflect the equipment's status, resulting in limitations in fault diagnosis accuracy and real-time performance. This paper proposes a fault diagnosis platform based on multimodal sensor fusion, which integrates vibration, acoustic, temperature, and current signals to achieve cross-modal feature extraction and collaborative analysis. By combining deep learning and machine learning algorithms, the platform extracts key features from high-dimensional data for intelligent classification and prediction. Experimental verification demonstrates that this platform enhances fault recognition accuracy and robustness under complex operating conditions while maintaining low latency, enabling efficient monitoring and intelligent management of industrial equipment health status.

【Keywords】 Multimodal sensor; Fault diagnosis; Data fusion; Industrial equipment

引言

随着工业生产规模与自动化水平的不断提升，设备运行的复杂性和不可预测性显著增加，导致潜在故障的类型更加多样，隐蔽性更强。传统的单一信号监测方式在面对非线性和非平稳工况时，常出现诊断准确率偏低、信息覆盖不全等问题，难以满足现代工业生产对安全性和连续性的要求。多模态传感器融合理念的提出，为设备健康状态的精准识别提供了新的思路。通过多源异构数据的整合与深度分析，不仅能够弥补单一信号的不足，还能捕捉复杂工况下的潜在关联特征，从而实现对异常状态的全面感知与快速诊断。构建基于此思路的故障诊断平台，有助于实现从局部监测向整体感知的转变，为工业生产的稳定运行提供可靠保障。

1 单一传感器诊断局限与工业需求矛盾

单一传感器在工业设备故障诊断中的应用具有较强的局限性，根源在于其只能采集单一维度的信号信息，无法全面反映复杂工况下设备的运行状态。工业设备在长期负荷、磨损以及环境波动的影响下，表现出多源、多尺度的信号特征，而单一传感器的监测结果往往受到噪声干扰与数据不完整性的影响，导致诊断模型在特征提取与故障分类过程中出现偏差^[1]。这种单一维度的数据结构，难以捕捉设备异常的多层次变化，限制了诊断的稳定性与准确性。

在实际应用场景中，工业生产线对设备健康状态的实时监控具有极高要求，而单一传感器在处理动态复杂工况时显得能力不足。当设备出现早期隐性故障或复合性异常时，单一信号所呈现的变化并不明显，容易出现特征弱化与异常遗漏的情况。这种问题不仅降低了诊断的敏感性，还可能引发误判与延迟报警，无法

满足连续生产和高可靠性运行的需求。

工业需求的不断提升加剧了这种矛盾^[2]。一方面,企业追求更高的产能与自动化水平,需要诊断系统能够快速响应并保持稳定性;另一方面,传统依赖单一传感器的模式缺乏多维度数据支撑,无法实现对设备全生命周期状态的全面把握。复杂环境下的非线性信号特征与突发性故障模式,要求诊断平台必须具备多源信息整合与深度分析的能力,从而突破单一监测带来的瓶颈。

2 多模态数据融合的核心技术路径

多模态数据融合的核心技术路径在工业设备故障诊断中起着关键作用,涵盖信号采集、预处理、特征提取、信息融合与智能建模等环节。工业设备在运行过程中会产生振动、声学、温度、电流、磁场等多维信号,这些信号在频率响应、时间尺度及动态特性上存在明显差异。为了保证多模态信息的有效利用,数据采集系统必须具备高精度同步能力,通过统一时钟与实时缓冲机制实现各类传感器信号的时序对齐,同时消除噪声干扰与传输延迟对后续分析造成的影响,从而为特征提取和融合提供可靠基础。

在特征提取环节,多模态信号需要结合时域、频域以及时频域方法进行多层次分析^[3]。振动信号通过包络解调、小波分解和经验模态分解捕捉机械冲击与高阶振动特征,声学信号依托频谱分析和梅尔频率倒谱系数提取微弱异常模式,温度与电流信号通过趋势分析、滑动窗口统计及能量分布计算反映设备长期运行变化。跨模态特征集合通过归一化处理、主成分分析或自编码器降维形成紧凑表达,使关键特征在高维空间中更具可辨识性,同时降低冗余信息对模型训练的干扰。

信息融合层是实现多模态协同的核心环节,融合策略包括数据层、特征层和决策层。数据层融合通过原始信号的联合处理和滤波算法增强信号完整性,适用于传感器冗余度高的场景;特征层融合将不同模态的特征向量进行拼接、加权或通过注意力机制进行整合,以突出关键信号特征并抑制无关信息;决策层融合通过多模型集成或投票机制对分类结果进行优化,提高异常识别稳定性和鲁棒性^[4]。深度学习方法在特征层和决策层融合中显示出优势,卷积神经网络能够自动提取局部空间特征,循环神经网络和长短期记忆网络适合建模时间依赖特性,而图神经网络则用于刻画传感器网络间的拓扑关系与关联特性。

智能建模环节在融合特征基础上构建故障识别与预测模型,通过深度网络结构捕捉复杂非线性关系,并

结合迁移学习与增量学习提升模型在不同设备和工况下的泛化能力。结合边缘计算和轻量化网络部署,实现诊断的实时性与计算效率,使平台能够在现场快速响应异常事件。整个技术路径强调多模态数据的协同分析、高维特征提取与智能建模的紧密结合,为工业设备的精确监测和故障预警提供了系统解决方案。

3 智能诊断平台的架构与实现方法

智能诊断平台的架构与实现方法通常由数据采集层、数据处理层、智能分析层与应用服务层构成,各环节之间通过高效的通信与协同机制形成完整闭环。数据采集层通过布设多模态传感器网络,实现振动、声学、温度、电流等信号的多通道获取,并利用工业总线或无线通信协议进行高速传输。为了保证信息的完整性与一致性,该层配备高精度时钟同步模块与实时数据缓冲机制,使多源信号能够在微秒级别完成时序对齐,从而满足后续建模需求。

数据处理层主要承担信号预处理与特征工程任务。原始数据在进入平台后需经过去噪、归一化与冗余剔除等步骤,以降低噪声干扰对特征提取的影响。在特征工程环节中,通过快速傅里叶变换、小波包分解与时频分析方法提取不同模态下的有效特征,并通过主成分分析、线性判别分析或自编码器进行降维,减少冗余信息,提高特征表达的紧凑性与判别力^[5]。该层同时设计特征缓存与动态更新机制,使平台能够在不同工况下维持较强的自适应能力。

智能分析层是平台的核心模块,承担融合建模与故障识别任务。在该环节,多模态特征通过深度神经网络、卷积神经网络与注意力机制进行多层次融合,实现跨模态信息的共享与交互。为了增强时序数据的处理能力,循环神经网络与长短期记忆网络被引入,用于捕捉动态演变特征。在模型训练过程中,利用迁移学习与增量学习提升平台在不同设备间的泛化能力,并通过集成学习方法提高诊断结果的稳定性^[6]。在平台架构中,分析层与边缘计算节点紧密结合,使复杂模型能够在本地实现实时推理,减少数据传输延迟与计算瓶颈。

应用服务层则聚焦诊断结果的可视化与决策支持。通过构建人机交互界面,平台能够以图表、热力图与趋势曲线的形式直观呈现设备健康状态,并设置多级告警与故障溯源功能,支持运维人员快速定位问题源头。平台预留接口与企业信息化系统对接,实现诊断结果与生产调度、维护计划的联动,形成智能化运维闭环。整个架构通过模块化设计与分布式部署提升扩展性,能够根据工业场景的差异灵活调整计算资源与融合策

略, 从而保证故障诊断的高效性与适应性。

4 实验验证与性能综合评价

实验验证与性能综合评价环节重点在于通过多模态传感器融合平台的实际运行测试来检验其诊断能力与稳定性。实验对象选取典型的旋转机械与关键动力设备, 传感器网络涵盖振动、声学、温度与电流等多维度信号, 以确保数据来源的多样性与代表性。在采集过程中, 利用高精度采样卡与同步控制系统保证信号的时序一致, 并可通过在线数据采集模块实现长时间连续监测。所获取的原始数据在进入平台后, 经过滤波、去噪与异常值剔除等预处理环节, 形成可供模型分析的有效数据集。

在模型训练与测试阶段, 采用不同的深度学习结构对多模态融合特征进行识别与分类^[7]。卷积神经网络用于提取局部空间特征, 循环神经网络与长短期记忆单元则增强了对时序动态的捕捉能力。通过对比单一传感器与多模态融合模型的实验结果, 能够明显观察到多模态平台在故障识别准确率与鲁棒性方面的提升。在部分复杂工况下, 融合模型在特征提取的完整性与异常模式捕捉的灵敏度上表现出显著优势, 使得诊断延迟时间大幅缩短, 满足实时监测需求。

性能评价不仅局限于分类准确率, 还涉及召回率、F1 值、诊断时延与抗噪性能等多维指标^[8]。通过对比实验, 融合模型在不同工况下的平均识别精度稳定保持在较高水平, 并在噪声干扰环境中仍能保持较低的误报率和漏报率。平台在运行过程中展现出良好的适应性, 能够根据工况变化动态调整特征权重, 实现对复杂故障模式的持续监测。综合评价结果表明, 多模态传感器融合不仅在提升单次诊断准确性方面效果显著, 同时也增强了平台在长期运行条件下的稳定性与可靠性, 为工业设备的智能化健康管理提供了坚实的技术支撑。

5 结语

多模态传感器融合的工业设备故障诊断平台通过整合振动、声学、温度、电流等多源信号, 实现了跨模态特征的高效提取与智能分析。平台在数据采集、预处

理、特征融合及智能建模各环节协同运作, 使复杂工况下的设备异常能够被及时识别, 显著提升了诊断精度和实时响应能力。实验验证结果显示, 多模态融合在噪声环境下仍保持较高鲁棒性和稳定性, 为连续生产提供可靠保障。同时, 平台的模块化架构和可扩展设计确保了在不同工业场景下的适应性与可操作性, 为设备健康管理的系统化和智能化提供了技术基础, 推动工业运维向高效、精细化方向发展。

参考文献

- [1] 伍章俊, 许仁礼, 方刚, 等. 一种面向旋转机械多传感器故障诊断的模态融合深度聚类方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(01): 244-259.
- [2] 莫炯豪, 张伯虎. 基于多源信号融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 南方农机, 2024, 55(17): 150-152.
- [3] 孙旭, 高君宇, 袁媛. 多模态航空传感器故障分析[C]//中国航空学会. 第六届中国航空科学技术大会论文集. 西北工业大学光电与智能研究院, 2023: 669-676.
- [4] 王渊德, 毛崎波, 黄仕卓, 等. 直升机桨叶阵列式压电模态传感器的故障诊断[J]. 传感技术学报, 2023, 36(05): 686-691.
- [5] 朱峤. 阵列式压电模态传感器的设计及其故障诊断研究[D]. 南昌航空大学, 2015.
- [6] 谭平. 智能车辆的惯性传感器故障诊断研究[D]. 中南大学, 2012.
- [7] 王举重, 李慧洋, 白海东. 基于多物理信息的煤岩界面识别方法研究[J]. 能源与环保, 2025, 47(07): 281-286.
- [8] 刘德儿, 程健康, 刘峻廷. 改进容积卡尔曼滤波的多目标多模态跟踪算法[J]. 传感技术学报, 2025, 38(07): 1253-1261.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

