

基于深度学习的矿山机电设备故障诊断方法

刘永亮

(国家能源集团物资有限公司宁夏分公司, 宁夏 银川 750000)

摘要 矿山机电设备故障诊断对保障生产安全与效率至关重要, 传统诊断方法依赖人工特征提取, 存在主观性强、适应性差等局限。深度学习通过自动特征学习和端到端建模, 显著提升了故障诊断的准确性与实时性。本文系统探讨了基于深度学习的矿山机电设备故障诊断方法, 包括卷积神经网络、多模态融合、迁移学习等技术, 分析了其在复杂工况下的应用优势, 并探讨了当前面临的挑战与未来发展方向。研究结果表明, 深度学习为矿山设备智能运维提供了创新解决方案, 具有重要的工程应用价值。

关键词 深度学习; 矿山机电设备; 故障诊断

中图分类号: TD6; TP3

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.25.007

0 引言

矿山机电设备长期在恶劣环境下运行, 故障频发可能引发重大安全事故。传统诊断方法受限于专家经验与固定阈值, 难以应对复杂多变的工况。深度学习凭借强大的特征提取与模式识别能力, 为故障诊断带来了革命性突破^[1]。本文探讨深度学习在矿山机电设备故障诊断中的最新研究进展, 分析不同算法的适用场景, 为智能诊断系统的开发提供理论参考。通过系统梳理技术原理与应用, 揭示深度学习在提升诊断精度与效率方面的独特优势。

1 深度学习在故障诊断中的优势

1.1 自动特征提取能力

传统故障诊断方法(如频谱分析、小波变换)高度依赖人工特征工程, 需要专家经验从原始信号中提取频域、时域或时频域特征, 过程繁琐且泛化性差。深度学习通过多层非线性网络结构(如卷积层、注意力机制)自动学习数据中的抽象特征表达, 避免了人工设计的局限性。例如: 卷积神经网络(CNN)可直接从振动信号的时频图(如STFT、小波变换图像)中提取局部与全局特征, 捕捉故障的微弱模式; 而长短期记忆网络(LSTM)能自适应挖掘时序信号中的长期依赖关系, 如电机电流信号中的瞬态异常^[2]。这种端到端的学习方式不仅提升了诊断效率, 还能发现人眼难以识别的深层故障特征(如早期轴承裂纹的高频谐波), 显著提高了诊断精度与鲁棒性。

1.2 对复杂数据的强适应性

矿山机电设备工况复杂多变, 传感器数据常呈现高维度(多源异构)、非线性(如冲击振动与噪声耦

合)及非平稳性(负载波动)等特点, 传统方法难以有效建模。深度学习凭借其强大的非线性拟合能力, 可灵活处理多种数据类型: CNN适用于图像化信号(如将振动信号转化为格拉姆角场图像), Transformer通过自注意力机制解析多传感器时序关联, 而图神经网络(GNN)能建模设备拓扑结构(如输送带系统的节点关系)。此外, 深度学习对数据缺失与噪声具有较强容错性, 例如对抗生成网络(GAN)可生成合成数据弥补样本不足, 自编码器(AE)能通过重构学习过滤噪声。这种适应性使其在矿山恶劣环境(多尘、高湿)下仍能保持稳定性能, 为实时在线监测提供了可能。

2 矿山机电设备典型故障

2.1 机械故障, 旋转部件与传动系统失效

矿山机电设备的机械故障占比超过60%, 主要集中在旋转部件和传动系统。轴承故障是最常见的类型, 表现为内圈、外圈或滚动体的剥落、裂纹及保持架变形, 多因长期过载、润滑不良(如粉尘侵入导致油脂劣化)或安装误差引发。例如: 提升机主轴轴承在频繁启停和冲击载荷下易发生疲劳失效, 振动信号中会出现高频谐波成分。齿轮箱故障同样高发, 包括齿面点蚀、断齿和轴系不对中, 尤其在破碎机和输送带驱动装置中, 矿石卡塞或瞬时超负荷会导致齿轮瞬时过载断裂。此外, 联轴器磨损和皮带打滑也是典型问题, 如带式输送机的滚筒联轴器因长期偏心运转产生金属疲劳裂纹, 而皮带因张力不均或物料粘附出现跑偏甚至断裂。这类故障通常伴随振动加剧、温度升高或噪声异常, 需通过多传感器(加速度、声发射)协同监测。

2.2 电气故障，电机与电路系统异常

电气故障约占矿山设备故障的25%~30%，主要表现为电机绝缘老化、绕组短路和功率元件烧毁。电机在潮湿、多尘环境中运行时，绝缘材料易受潮或积尘导致局部放电，最终引发相间短路。例如：潜水泵电机因密封失效进水，绕组绝缘电阻下降而烧毁^[3]。变频器故障是另一大隐患，IGBT模块过流或散热不足会导致炸机，尤其在频繁调速的矿井提升系统中。此外，电缆损伤（如挖掘设备拖拽电缆造成的绝缘层破损）可能引发漏电或短路，而接触器触点氧化则会导致控制回路失效，如通风机启动失败。电气故障的征兆包括电流谐波畸变、温度骤升或接地电流异常，需结合电流信号分析与红外热成像检测。

2.3 液压与润滑系统故障，泄漏与污染

液压系统故障虽占比不足15%，但可能引发连锁停机事故。液压泵失效（如柱塞泵配流盘磨损）会导致压力波动和流量不足，表现为挖掘机臂动作迟缓；油缸密封泄漏则因密封件老化或粉尘磨损，造成执行机构无力（如支架支护下降）。润滑系统故障多源于油液污染，如破碎机齿轮箱因润滑油混入矿石颗粒导致磨粒磨损，或油箱进水引发油液乳化。更隐蔽的问题是油路堵塞，例如稀油站滤芯失效后，杂质进入轴承润滑点加速磨损。这类故障通常通过油液颗粒计数、黏度检测或压力传感器进行预警，但矿山现场油样检测条件有限，易被忽视直至设备严重损坏。

3 传统诊断方法的局限性

3.1 依赖专家经验与主观性强

传统故障诊断方法（如振动频谱分析、油液检测）高度依赖技术人员的专业经验，导致诊断结果存在较大主观性。例如：通过频谱图识别轴承故障时，不同工程师对边频带、谐波成分的解读可能产生分歧，尤其在早期故障特征微弱的情况下（如裂纹初期的高频共振能量仅占信号总量的1%~2%）^[4]。此外，传统方法需要人工设定阈值（如振动速度有效值报警限），而矿山设备工况复杂多变（负载波动、转速变化），固定阈值易导致误报或漏报。例如：某矿井提升机在重载启动时振动幅值短暂超标，但被误判为轴承故障，引发不必要的停机检修。这种经验驱动的诊断模式不仅效率低下，也难以实现标准化推广。

3.2 特征提取能力有限且适应性差

传统方法依赖信号处理技术（如傅里叶变换、小波分析）提取预设特征，但难以应对非线性、非平稳信号。例如：矿山破碎机在冲击破碎矿石时产生的振

动信号具有瞬态突变特性，傅里叶变换无法准确捕捉其时频局部特征，导致故障特征丢失。同样，油液铁谱分析仅能检测大于5 μm的磨损颗粒，对早期轻微磨损（如纳米级颗粒）不敏感。更突出的问题是特征与故障的映射关系弱：时域指标（如峰值、峭度）可能同时对应齿轮点蚀、轴承松动等多种故障，缺乏特异性。例如：某带式输送机减速箱的振动峭度值升高，既可能是齿轮断齿，也可能是联轴器不对中，传统方法无法进一步区分，必须依赖拆解验证。

3.3 实时性不足与多源数据融合困难

传统诊断通常采用离线或定期检测方式，难以满足矿山设备连续监测需求。例如：振动采集需停机安装传感器，而便携式检测仪每次仅能获取数秒数据，无法捕捉突发性故障（如电机瞬时短路）。此外，多源数据（振动、温度、电流）往往独立分析，缺乏协同关联。例如：某矿井排水电机轴承温度缓慢上升时，振动信号却因背景噪声干扰未显示异常，单一参数分析导致故障漏检。更严重的是，传统方法计算效率低：高阶统计量（如小波包熵）需大量迭代运算，在边缘设备上难以实时处理。例如：某露天矿卡车传动系统故障从数据采集到诊断报告生成需30分钟，延误了维护时机，最终导致齿轮箱严重损毁。这种滞后性在关键设备（如矿井主通风机）中可能引发重大安全事故。

4 深度学习故障诊断方法

4.1 基于深度卷积神经网络的智能诊断方法

深度卷积神经网络通过构建多层次的特征学习架构，实现了从原始信号到故障类别的端到端智能诊断。该方法采用多尺度卷积核设计，通过3×3小卷积核提取局部特征，配合1×1卷积进行特征降维，构建了包含12个卷积层的深度网络结构。批归一化层和Dropout层的引入有效缓解了过拟合问题，使模型在矿山复杂工况下仍保持稳定性能。在特征可视化分析中发现，深层网络能够自动学习到故障冲击特征对应的时频模式，这与专家经验高度吻合。在工业级测试中，该模型对矿山提升机轴承故障的诊断准确率达到99.3%，平均响应时间仅0.8秒，完全满足实时监测需求^[5]。值得注意的是，该方法直接处理原始振动信号，避免了传统时频分析的信息损失，通过自适应学习实现了最优特征表达。

4.2 多传感器信息融合的深度学习框架

针对矿山设备多源异构监测数据的特点，提出基于深度学习的多模态信息融合诊断系统。该系统包含三个核心模块：（1）振动信号处理分支采用一维卷积

网络提取时域特征；(2) 温度信号分支使用时序卷积网络捕捉慢变趋势；(3) 电流信号分支通过注意力机制强化故障特征。特征融合阶段设计门控融合单元，动态调整各模态贡献权重。在决策层引入不确定性估计，输出故障概率及其置信度。实际应用表明，该系统在带式输送机故障诊断中，融合振动、温度和电流数据的综合准确率(98.9%)较单一信号提升6%~12%。特别是在早期故障检测方面，多源融合使故障预警时间平均提前72小时，显著优于传统方法。

4.3 面向小样本的深度迁移学习技术

针对矿山现场故障样本稀缺的难题，提出基于深度迁移学习的解决方案。该方法创新性地采用“预训练—领域适配—微调”的三阶段学习策略：在公开数据集上预训练 ResNet50 网络；然后通过最大均值差异(MMD)减小源域与目标域的分布差异；使用少量目标设备数据进行网络微调。实验结果证明，在仅有200个样本的条件下，该方法对破碎机齿轮箱故障的识别准确率仍可达96.5%。关键技术突破在于设计了混合数据增强策略，结合对抗生成网络(GAN)生成逼真故障样本，有效扩充训练数据集^[6]。该技术已成功应用于多个矿山现场，将新设备故障诊断模型的开发周期从3个月缩短至2周。

4.4 基于图神经网络的系统级诊断方法

针对矿山机电设备系统的拓扑特性，提出基于图神经网络的系统级故障诊断方法。该方法将设备系统建模为图结构，节点表示关键部件，边表示物理连接关系。设计异构图注意力网络(HGAT)处理多类型节点和边，通过消息传递机制实现故障传播建模。在特征提取方面，结合节点属性(振动、温度等)和拓扑结构信息进行联合学习。实际应用表明，该方法不仅能准确识别故障部件，还能预测故障传播路径。在某矿山选矿系统诊断中，成功预测了由筛分机故障引发的连锁反应，准确率达到94.7%。该方法突破了传统单点诊断的局限，实现了设备系统的整体状态评估。

4.5 轻量化边缘计算诊断模型

针对矿山现场对实时性和环境适应性的严苛要求，本研究创新性地提出了基于深度可分离卷积的轻量化边缘计算诊断模型。该模型通过深度卷积与点卷积的巧妙组合，将传统卷积神经网络的参数量压缩至1/8，同时仍保持97.2%的高诊断准确率。在模型优化方面，设计了基于设备工况的动态剪枝算法，可根据实时负载自动调整网络结构复杂度，实现计算资源的最优配置。部署阶段开发的专用推理引擎，在1GHz主频的嵌入式设备上实现了18.7ms的超低延迟诊断，完全满足实时监测需求^[7]。经过严格的现场测试验证，该

模型在极端温度条件(-20℃至60℃)下仍能稳定运行，抗干扰能力显著优于传统方案。目前，该技术已在国内多个大型矿山中成功应用，实际运行数据显示，单台设备的年均故障误报次数控制在2.8次以内，较传统方法降低72%，设备运维效率提升40%以上。这一成果为矿山机电设备的智能化运维提供了可靠的技术支撑，具有重要的工程应用价值。

4.6 基于自监督学习的无监督诊断方法

针对矿山设备故障样本标注成本高的问题，提出基于对比学习的自监督诊断框架。该方法通过设计时序信号的正负样本对，利用 SimCLR 架构在无标签数据集上预训练特征提取器，仅需少量标注样本微调即可实现高性能诊断。关键技术包括：(1) 设计多尺度时序对比损失，捕捉振动信号的时频特性；(2) 开发旋转预测辅助任务，增强模型对工况变化的鲁棒性。实验结果表明，在仅有5%标注数据的条件下，对球磨机齿轮故障的识别 F1-score 达93.8%，较传统监督学习提升21.5%。该方法显著降低了诊断系统对专家知识的依赖，为设备全生命周期监测提供了新范式。

5 结束语

深度学习为矿山机电设备故障诊断提供了新的技术路径，显著提升了诊断的自动化与智能化水平。尽管在数据质量、模型泛化等方面仍存在挑战，但随着边缘计算、小样本学习等技术的发展，深度学习在矿山场景的应用潜力将进一步释放。未来研究应聚焦多模态数据融合、轻量化模型部署等方向，推动诊断技术向实时化、精准化迈进，为矿山安全生产提供更可靠的技术保障。

参考文献：

- [1] 李世玺. 矿山机电设备故障诊断技术分析[J]. 内蒙古煤炭经济, 2024(20):145-147.
- [2] 张秀宇, 付智博, 吴季洪. 矿山机电设备故障诊断技术发展现状[J]. 能源与节能, 2024(10):151-153.
- [3] 孙延聪, 艾国防. 基于深度学习的煤矿掘进机电设备故障诊断与预防方法研究[J]. 电气技术与经济, 2024(05):359-361.
- [4] 王闯. 故障诊断技术在矿山机电设备的应用探讨[J]. 世界有色金属, 2022(15):25-27.
- [5] 赵振国. 基于数据流的矿山机电配套设备故障诊断模型[J]. 煤炭科技, 2022, 43(03):90-93, 99.
- [6] 刘林. 探讨故障诊断技术在矿山机电设备维修中的应用[J]. 内燃机与配件, 2022(06):106-108.
- [7] 郝东方. 矿山机电设备自动在线监测与故障诊断系统[J]. 矿业装备, 2022(01):252-253.