

人工智能在煤炭企业设备故障诊断中的应用研究

杨晓文

国能销售集团有限公司煤炭数质量测量站 内蒙古 鄂尔多斯 017200

摘要:传统的设备故障诊断方法依赖人工经验与定期检修,存在滞后性、主观性强、诊断精度低等问题。随着人工智能(AI)技术的飞速发展,其在工业领域的应用日益深入,为煤炭企业设备故障诊断提供了全新的解决方案。本文系统梳理了人工智能技术在煤炭企业设备故障诊断中的应用现状,重点分析了基于机器学习、深度学习、知识图谱及数字孪生等AI技术的故障诊断模型构建方法,并结合典型应用场景(如采煤机、提升机、通风机、带式输送机等)进行论述。同时,本文深入探讨了当前应用过程中面临的数据质量、模型泛化能力、系统集成与安全合规等挑战,并提出了针对性的发展建议。研究表明,人工智能技术能够显著提升煤炭企业设备故障诊断的智能化、精准化与实时化水平,是推动煤炭工业高质量、安全、绿色发展的关键技术支持。

关键词:人工智能;煤炭企业;设备故障诊断;机器学习;深度学习;数字孪生

引言

煤炭是我国的基础能源和重要工业原料,长期以来在一次能源消费中占据主导地位。然而,煤炭开采属于高危行业,井下作业环境恶劣,地质条件复杂多变,设备长期处于高负荷、高粉尘、高湿度、强振动等极端工况下运行,极易发生机械、电气及液压系统故障。一旦关键设备(如采煤机、主通风机、提升系统等)突发故障,轻则导致停产检修,造成巨大经济损失;重则可能诱发瓦斯突出、透水、火灾等重大安全事故,严重威胁矿工生命安全。传统的设备维护模式主要采用“事后维修”或“定期检修”策略。前者被动响应,无法预防故障;后者虽有一定预防作用,但存在“过度维修”或“维修不足”的问题,且依赖技术人员的经验判断,主观性强、效率低下、成本高昂。随着工业互联网(IIoT)、大数据、云计算等新一代信息技术的发展,以状态监测为基础的预测性维护(PdM)理念逐渐成为主流。而人工智能作为PdM的核心使能技术,凭借其强大的数据处理、模式识别与智能决策能力,为实现设备故障的早期预警、精确诊断与智能运维提供了前所未有的可能性。

1 煤炭企业设备故障诊断的痛点与需求

1.1 设备类型多样,故障模式复杂

煤炭企业涉及的设备种类繁多,主要包括:(1)采掘设备:采煤机、掘进机,易发生截割部磨损、液压系统泄漏、电气控制系统失灵等;(2)运输设备:带式输送机、刮板输送机,常见故障包括皮带跑偏、托辊损坏、电机过载等;(3)提升与通风设备:矿井提升机、主通风机,故障可能导致全矿停风或人员被困;(4)辅助系统:排水泵、空压机、供电系统等。这些设备结构复杂,故障

机理多样,且故障征兆(如振动、温度、电流、声音等)往往相互耦合,难以通过单一参数准确判断。

1.2 运行环境恶劣,数据采集困难

井下环境存在高粉尘、高湿度、强电磁干扰、空间受限等问题,对传感器的可靠性、抗干扰能力提出极高要求。同时,部分关键设备(如深部采煤机)安装传感器困难,导致数据覆盖不全,形成“数据孤岛”。

1.3 故障样本稀缺,标注成本高昂

重大设备故障属于小概率事件,历史故障数据样本稀少,且故障标签需由资深工程师结合维修记录、现场勘查等多维度信息人工标注,成本高、周期长,制约了监督学习模型的训练效果。

1.4 实时性与安全性要求高

煤矿安全生产对故障诊断的实时性要求极高,需在故障萌芽阶段即发出预警。同时,诊断系统本身必须具备高可靠性与安全性,避免误报或漏报引发次生风险。

2 人工智能技术在故障诊断中的核心方法

2.1 基于机器学习的故障诊断

在人工智能技术尚未大规模普及之前,基于传统机器学习的故障诊断方法已在工业领域取得一定成效。这类方法通常遵循“信号预处理—特征工程—模型训练—分类决策”的流程。首先对原始传感器数据(如振动、电流、温度)进行滤波、去噪和归一化处理;随后通过时域统计量(均值、方差、峭度)、频域谱分析(FFT、功率谱密度)或时频联合变换(小波包、希尔伯特-黄变换)提取具有判别性的特征向量;最后将这些特征输入支持向量机、随机森林或K近邻等分类器进行故障模式识别^[1]。尽管该方法依赖人工设计特征,主观性强,但在数

据量有限、计算资源受限的早期阶段，仍能实现较高诊断精度。

2.2 基于深度学习的端到端诊断

随着计算能力的提升与数据积累的增加，深度学习以其强大的自动特征学习能力逐渐成为故障诊断的主流方向。与传统方法不同，深度学习模型能够直接从原始或轻度预处理的数据中端到端地学习故障表征，避免了繁琐且易出错的人工特征工程。卷积神经网络（CNN）因其在局部模式识别上的优势，被广泛应用于一维振动信号或二维时频图的处理中，通过多层卷积与池化操作自动捕捉故障引起的微弱突变特征；而长短期记忆网络（LSTM）及其变体GRU则擅长建模时间序列的长期依赖关系，适用于对设备退化趋势进行连续监测与剩余使用寿命预测；对于无标签或标签极少的场景，自编码器（Autoencoder）及其变种（如变分自编码器VAE）可通过重构正常数据分布来检测异常，当输入数据偏离正常模式时，重构误差显著增大，从而触发预警。这些模型的组合使用（如CNN-LSTM混合架构）进一步提升了对复杂故障模式的识别能力，推动故障诊断从“定性判断”向“定量预测”演进。

2.3 基于知识图谱的故障推理

尽管数据驱动的AI模型在模式识别上表现出色，但其“黑箱”特性在高风险的煤矿环境中常引发信任危机。为此，融合专家知识的符号主义方法重新受到重视，其中知识图谱技术尤为突出。知识图谱通过将设备结构、部件关联、故障现象、可能原因、维修措施及历史案例等信息以三元组形式（实体-关系-实体）结构化存储，构建起一个可查询、可推理的语义网络。当数据驱动模型输出初步诊断结果（如“截割电机过热”）后，系统可调用知识图谱进行因果链推理，列举出所有可能导致该现象的上游原因（如冷却泵失效、绝缘老化、负载超限等），并结合当前工况数据进行概率排序，最终生成包含根因分析与处置建议的诊断报告^[2]。这种“数据+知识”双轮驱动的模式，不仅提升了诊断的准确性，也增强了系统的可解释性与实用性。

2.4 数字孪生驱动的智能诊断

数字孪生技术为故障诊断提供了更高维度的解决方案。它通过在虚拟空间中构建物理设备的高保真动态模型，实现物理世界与数字世界的实时映射与交互。在煤炭设备运维中，数字孪生体可同步接收来自现场传感器的多源数据，持续更新自身状态，并集成AI诊断模型进行在线分析。更重要的是，当检测到潜在故障时，系统可在孪生体上模拟不同维修方案的效果，评估其对生产

连续性、安全风险及成本的影响，从而辅助决策者选择最优策略。例如，面对一台疑似轴承磨损的主通风机，数字孪生平台可模拟“立即停机更换”与“降负荷运行至计划检修日”两种方案下的温度演变、振动增长及全矿通风稳定性变化，为管理者提供科学依据。这种闭环优化能力标志着故障诊断正从“被动响应”迈向“主动治理”。

3 典型应用场景

3.1 采煤机智能故障诊断

采煤机作为综采工作面的核心装备，其运行状态直接决定采煤效率与安全性。由于长期处于高冲击、高粉尘、强振动的复杂工况下，其截割部、牵引部、液压系统及电气控制系统均易发生多种故障。人工智能技术在此场景中的应用，主要聚焦于对多源传感信号（如振动、电流、油温、压力）的融合分析。通过部署深度神经网络模型，系统可实时识别齿轮磨损、轴承点蚀、液压阀卡滞等典型故障模式，并预测关键部件的剩余使用寿命。同时，结合设备拓扑结构与运行逻辑，AI系统还能区分由外部负载波动引起的正常参数波动与内部机械劣化导致的异常，有效降低误报率，为实现采煤机的预测性维护提供技术支撑。

3.2 主通风机异常监测与预警

矿井主通风机承担着全矿井通风换气的关键任务，其连续稳定运行是防止瓦斯积聚、保障矿工生命安全的前提。然而，风机叶片疲劳裂纹、轴承润滑不良、电机绕组老化等问题往往具有隐蔽性和渐进性，传统巡检难以及时发现。人工智能技术在此场景中主要发挥异常检测与早期预警作用。由于重大故障样本稀少，无监督或半监督学习方法更具适用性^[3]。系统通过对风机振动、噪声、风压、电流等多维时序数据的建模，学习其正常运行状态下的动态特征分布；一旦监测数据偏离该分布，即判定为异常状态，并结合趋势分析判断故障发展阶段。此类应用对模型的鲁棒性与实时性要求极高，通常需在边缘计算节点部署轻量化AI模型，以实现秒级响应。

3.3 带式输送机运行状态感知

带式输送机是煤矿地面与井下物料运输的骨干系统，线路长、节点多、环境复杂，常见故障包括皮带跑偏、撕裂、打滑、托辊损坏及驱动电机过载等。传统依赖人工巡检或单点传感器的方式效率低下且覆盖不全。人工智能技术通过融合视觉、红外热成像与机电传感数据，构建对输送机全线的智能感知能力。基于计算机视觉的目标检测模型可实时定位皮带边缘位置，判断是否跑偏；热成像分析可识别电机或滚筒的异常温升；而振动与电

流信号则用于监测传动系统健康状态。多模态数据经时空对齐后,通过图神经网络等结构化模型进行联合推理,不仅能精确定位故障位置,还能分析故障传播路径,为实现输送系统的全域智能监控与协同调度奠定基础。

4 面临的挑战与对策

4.1 数据质量与完整性问题

井下传感器易受干扰,数据噪声大、缺失多。对策包括:采用鲁棒的数据清洗算法(如基于孤立森林的异常值剔除);引入联邦学习,在保护数据隐私前提下跨矿协同训练;利用生成对抗网络(GAN)合成高质量故障样本,缓解数据不平衡。

4.2 模型泛化能力不足

不同矿区、不同型号设备差异大,模型迁移困难。解决路径:构建通用设备故障特征表示框架;采用元学习(Meta-Learning)或迁移学习,实现“小样本快速适配”;建立行业级设备故障数据库与基准测试平台。

4.3 系统集成与工程化落地难

AI模型需与现有SCADA、MES、ERP等系统无缝集成。建议:采用微服务架构,模块化部署AI诊断引擎;开发轻量化边缘计算节点,实现“云-边-端”协同;制定统一的数据接口与通信协议标准(如OPC UA)。

4.4 安全、合规与伦理问题

AI系统决策需可解释、可追溯,避免“黑箱”操作。应:引入可解释AI(XAI)技术,如SHAP、LIME,提供诊断依据;建立人机协同机制,关键决策保留人工审核环节;遵守《煤矿安全规程》及工业AI伦理准则,确保系统安全可靠。

5 发展建议与未来展望

为推动人工智能在煤炭设备故障诊断中的深度应用,亟需加强顶层设计与产业协同。建议由行业协会牵头制定统一的技术标准与评估体系,规范数据格式、模型接口与

安全要求;同时建设国家级煤炭工业大数据中心,汇聚全国设备运行与故障案例,打造开放共享的AI训练生态。未来发展方向应聚焦于“AI+专家”融合的混合增强智能模式,将机器的计算优势与人类的经验智慧有机结合^[4]。在此基础上,进一步探索多模态感知融合与矿井级设备健康画像构建,实现从单点诊断到系统预警的跨越。长远来看,随着大模型、5G与数字孪生技术的成熟,故障诊断系统将逐步进化为具备自主感知、推理、决策与执行能力的智能体,全面支撑智慧矿山向本质安全、高效低碳的现代化产业形态转型。

6 结语

人工智能技术为破解煤炭企业设备故障诊断难题提供了强有力的技术支撑。通过机器学习、深度学习、知识图谱与数字孪生等方法的综合应用,可实现对关键设备运行状态的实时感知、精准诊断与智能预警,显著提升煤矿安全生产水平与运营效率。尽管在数据、模型、集成与安全等方面仍存在挑战,但随着技术迭代与产业协同的深入推进,AI驱动的智能故障诊断系统必将成为智慧矿山建设的核心组成部分,为我国能源安全与煤炭工业高质量发展注入新动能。

参考文献

- [1]么娟.煤炭企业电气设备故障识别及安全管理策略[J].河北能源职业技术学院学报,2023,23(04):55-58.
- [2]褚润涛.煤炭机电设备故障诊断与预测性维护研究与实践[J].中国高新科技,2024,(07):78-79+117.
- [3]王鑫涛,孙鹏.智能检测+数据决策+主动预防究矿能源打造煤炭行业智能化转型标杆[J].山东国资,2025,(11):50-51.
- [4]邱绍荣.智能建造背景下煤炭矿山数字化应用探究[J].内蒙古煤炭经济,2025,(16):133-135.