

边缘计算赋能煤矿机电设备故障预警系统构建

王和鑫 梁光锐

黑龙江工业学院

DOI:10.32629/acair.v3i4.17930

[摘要] 伴随煤矿智能化转型进程加速,传统故障诊断方法因数据处理延迟高、特征提取单一等因素,无法满足实时预警需求。本文提出基于边缘计算的煤矿机电设备故障预警系统,转而向分层诊断框架构建转变,融合1D-CNN、Bi-LSTM与GAT模型实现多模态特征提取,结合迁移学习与模型轻量化技术优化诊断效率,并设计动态阈值调整机制提升预警准确性。实验表明,该系统诊断准确率达98.7%,误报率降至0.8%,平均响应时间缩短至120ms,有效缓解边缘设备计算资源受限与实时性要求的矛盾。

[关键词] 边缘计算; 煤矿机电设备; 故障预警; 深度学习

中图分类号: TV734 文献标识码: A

Construction of edge computing enabled early warning system for electromechanical equipment failure in coal mines

Hexin Wang Guangrui Liang

Heilongjiang Institute of Technology

[Abstract] With the acceleration of the intelligent transformation process of coal mines, traditional fault diagnosis methods cannot meet the real-time warning needs due to factors such as high data processing latency and single feature extraction. This paper proposes a fault early warning system for electromechanical equipment in coal mines based on edge computing, which is transformed into a hierarchical diagnosis framework. It integrates 1D-CNN, Bi-LSTM and GAT models to achieve multimodal feature extraction, combines migration learning and model lightweight technology to optimize the diagnostic efficiency, and designs a dynamic threshold adjustment mechanism to improve the accuracy of early warning. The experiment shows that the diagnostic accuracy of the system reaches 98.7%, the false alarm rate is reduced to 0.8%, and the average response time is shortened to 120ms, effectively alleviating the contradiction between limited computing resources and real-time requirements of edge devices.

[Key words] edge computing; Coal mine electromechanical equipment; Fault warning; deep learning

引言

煤矿机电设备作为生产核心,其运行稳定性直接影响作业效率与安全。传统故障诊断依赖人工巡检与集中式云计算,存在数据传输延迟高,局部特征丢失等问题,而实现早期故障预警的目标无法完成。在复杂工况下,设备故障呈现多源耦合,非线性特征,传统方法误报率与漏报率居高不下。本文聚焦边缘计算与深度学习的融合应用,提出一种分层诊断框架,旨在解决煤矿机电设备故障预警中的实时性、准确性与适应性难题。系统通过多模型协同特征提取,边云协同计算架构及动态阈值调整机制,实现从数据采集到故障预警的全流程优化。

1 边缘计算与煤矿机电设备故障预警系统概述

1.1 边缘计算技术特点及其在工业领域的应用优势

边缘计算作为一种新兴计算模式,其核心在于将数据处理能

力下沉至网络边缘,靠近数据源进行实时分析和决策。低延迟与实时性处理能力,在煤矿等工业场景中,设备故障往往导致严重后果,要求系统能快速响应。边缘计算通过本地化数据处理,显著降低数据传输至云端处理的延迟,确保故障预警的实时性。在煤矿机电设备故障预警系统中,边缘计算节点直接处理传感器采集的数据,无需将数据上传至云端,进而降低数据泄露风险^[1]。

1.2 煤矿机电设备故障预警系统的需求与挑战

煤矿机电设备作为煤矿生产核心装备,传统设备维护模式存在诸多局限性,无法满足现代煤矿对设备故障预警的需求。设备故障对煤矿生产安全的重大影响,煤矿机电设备故障往往导致全线停产,甚至引发安全事故。传统故障诊断方法主要依赖人工巡检和经验判断,存在诊断效率低,预警不及时,维护成本高等问题。

2 基于边缘计算的煤矿机电设备故障预警系统架构设计

2.1 系统总体架构与分层设计理念

(1) 感知层, 主要由分布式传感器网络构成, 负责采集设备振动、温度、电流、声音等多维数据。针对煤矿机电设备特点, 设计多层级的传感器网络布置方案。在关键监测点布置高精度MEMS加速度传感器, 实现微弱振动信号的精确采集, 在设备表面安装红外热像仪和温度传感器阵列, 构建设备温度场分布图。

(2) 边缘层, 部署于井下本地服务器, 集成轻量化神经网络模型, 实现数据预处理和初步故障识别。边缘层通过工业以太网和5G网络与感知层连接, 接收传感器采集的数据并进行实时处理。边缘计算节点采用冗余设计, 配备GPU加速模块, 支持轻量化深度学习模型的实时推理^[2]。

(3) 云端层, 部署于地面控制中心, 融合深度学习诊断引擎, 基于知识图谱的推理引擎和专家决策支持系统。云端层通过工业以太网和5G网络与边缘层连接, 接收边缘层上传的数据并进行深度分析和决策。云端层采用边云协同计算架构, 既保证系统的实时响应能力, 又实现复杂故障的精确诊断。

2.2 边缘计算节点设计与部署策略

边缘计算硬件选型与配置, 根据煤矿机电设备故障预警系统的需求, 选择适合的边缘计算硬件。硬件选型需考虑计算能力、存储容量、通信接口等因素。如采用搭载GPU加速模块的服务器作为边缘计算节点。节点分布式部署与通信协议选择, 根据煤矿机电设备的分布情况, 合理部署边缘计算节点。节点部署需考虑覆盖范围、通信距离、网络拓扑等因素。边缘-云端协同工作机制设计, 边缘-云端协同工作机制是系统实现高效故障预警的关键。

2.3 数据采集与预处理模块设计

此模块负责采集传感器数据并进行预处理, 为后续分析提供高质量的数据支持。多源异构数据采集方案, 针对煤矿机电设备特点, 设计多源异构数据采集方案。采集方案需考虑传感器类型、采样频率、数据格式等因素。数据降噪, 滤波与标准化处理, 采集的原始数据往往包含噪声和异常值, 进行降噪、滤波等预处理。预处理过程需要考虑数据特性、处理算法、计算复杂度等因素^[3]。

3 边缘计算环境下的故障特征提取与智能诊断方法

3.1 基于深度学习的故障特征提取技术

基于深度学习的故障特征提取技术, 能自动学习数据的深层表示, 提高故障识别的准确性和及时性。时域、频域与时频域特征提取方法, 时域特征提取方法主要关注信号的统计特性, 如均值、方差、峭度等。特征降维与选择算法优化, 提取的特征往往存在冗余和相关性, 进行降维和选择以提高故障诊断的效率和准确性。特征降维算法如主成分分析 (PCA) 和核主成分分析 (KPCA) 能消除特征间的冗余和相关性, 特征选择算法Fisher判别准则和互信息法能构建最优特征子集。

3.2 智能诊断模型构建与优化策略

构建与优化智能诊断模型, 需考虑模型结构、训练算法、正则化技术等因素。

分层诊断框架设计, 分层诊断框架通过组合不同深度的神经网络模型, 实现故障特征的逐层提取和分类。在煤矿机电设备故障预警系统中, 构建基于1D-CNN, Bi-LSTM和GAT的分层诊断框架。底层采用改进的1D-CNN提取时序特征, 中层使用Bi-LSTM捕获故障演化特征, 顶层应用GAT建模设备部件间的故障关联性。迁移学习与模型预训练技术, 迁移学习通过利用预训练模型的知识, 加速新任务的模型收敛速度和提高诊断准确率。多模态特征融合函数, 用于融合振动, 温度, 电流等多源传感器提取的特征如公式1所示:

$$F_{fused} = \sum_{i=1}^N w_i \cdot PCA(f_i) \setminus \text{label} : \text{feature}_{fusion} \quad (\text{公式1})$$

3.3 故障预警阈值动态调整与自适应机制

健康指数由振动、温度、电流等多维度特征融合计算得出, 反映设备当前运行状态。根据健康指数将设备状态划分为健康、亚健康、故障预警三个等级, 对应不同的预警阈值。在线学习与模型自适应更新: 为应对设备老化、工况变化等挑战, 系统集成在线学习模块, 实现模型参数的持续优化。采用增量学习策略, 仅对新采集的数据进行模型更新, 避免全量数据重新训练的计算开销。

多源信息融合的故障预警决策: 系统构建基于D-S证据理论的决策融合框架, 将振动、温度、电流等传感器的预警结果作为独立证据源, 通过证据融合得出最终预警结论。当振动传感器发出预警但温度传感器正常时, 融合后的预警置信度降低30%, 当多个传感器同时预警时, 置信度显著提升^[4]。

4 系统实现与实验验证

4.1 系统开发环境与工具链选择

系统开发采用模块化设计思想, 基于Python语言构建核心算法模块, 利用TensorFlow框架实现深度学习模型训练。边缘计算节点部署Ubuntu Server操作系统, 搭载NVIDIA Jetson AGX Xavier开发板, 提供512核Volta架构GPU和32GB内存, 支持轻量化模型的实时推理。云端层采用CentOS 7.6操作系统, 部署Hadoop大数据平台和Spark流处理框架, 实现海量数据的存储与分析。开发工具链包括PyCharm集成开发环境, Jupyter Notebook交互式编程工具和Git版本控制系统, 确保开发过程的高效协同, 而传统方法无法实现此类功能^[5]。

4.2 实验平台搭建与数据集构建

为验证系统性能, 搭建煤矿机电设备故障模拟实验平台。平台包含采煤机, 刮板输送机, 液压支架等典型设备, 通过变频器模拟不同负载工况, 利用振动台模拟机械故障, 加热装置模拟温度异常。部署振动, 温度, 电流, 声音等12类传感器, 采样频率设置为10kHz, 构建覆盖设备全生命周期的数据采集系统。实验数据集包含正常状态和10类典型故障模式, 每类故障采集200组样本, 每组样本时长10秒, 形成包含2000组标注样本的标准化数据

集。数据集划分为训练集(70%),验证集(15%)和测试集(15%),确保模型评估的客观性。

4.3 实验结果分析与讨论

实验表明,分层诊断框架在各项指标上均优于单一模型。其诊断准确率达到98.7%,较1D-CNN提高4.2个百分点,误报率降至0.8%,较Bi-LSTM降低1.5个百分点,漏报率控制在0.5%以内,满足工业应用需求,如表1所示:

表1 指标数据

指标类型	分层诊断框架数据	对比模型数据	对比变化情况	备注
诊断准确率	98.70%	1D-CNN: 94.5%	提高4.2个百分点	表明分层诊断框架在诊断准确性上显著优于1D-CNN
误报率	0.80%	Bi-LSTM: 2.3%	降低1.5个百分点	表明分层诊断框架在误报控制上优于Bi-LSTM

在网络带宽为10Mbps时,系统平均响应时间为120ms,满足实时性要求,当带宽降至5Mbps时,响应时间延长至280ms,但仍优于传统云端诊断方案(>500ms)。在线学习模块使模型准确率波动范围控制在±1.2%以内,较离线模型稳定性提升40%。健康指数动态阈值调整机制使误报率逐月下降,第6个月误报率较初始阶段降低65%,如表2所示:

表2 带宽数据

分析维度	分层诊断框架数据/效果	对比数据/效果	对比变化/提升情况	备注
系统响应时间(带宽5Mbps)	280ms	传统云端诊断方案: >500ms	响应时间更短,优于传统方案	网络带宽下降时,响应时间有所延长,但仍优于传统方案
模型准确率波动范围	±1.2%以内	离线模型: 波动范围更大	稳定性提升40%	在线学习模块有效控制了模型准确率的波动

特征提取阶段,1D-CNN提取的时序特征对机械故障敏感,Bi-LSTM捕获的时序依赖性对电气故障识别有效,GAT建模的部件关联性对复合故障诊断关键,三者融合实现优势互补。设备状态评估模块准确识别出3次早期故障,避免严重事故发生,验证了系统的实用价值^[6]。

5 结束语

本文提出的边缘计算赋能煤矿机电设备故障预警系统,通

过分层诊断框架与边缘协同架构,有效解决了传统方法在实时性,特征提取与适应性方面的局限。实验结果表明,该系统在诊断准确率,误报率控制及响应速度上均优于单一模型与集中式方案,具有显著的工程应用价值。其创新点在于融合多深度学习模型实现多模态特征互补,通过模型轻量化与迁移学习技术适配边缘设备资源,动态阈值调整机制提升了预警系统的鲁棒性,进一步探索数字孪生技术与本系统的融合,实现设备全生命周期健康管理。

[项目名称]

基于边缘计算的煤矿安全风险预警系统的构建研究,依托2024年度黑龙江省高等学校基本科研业务费项目(2024-KYYWF-1291)。

[参考文献]

- [1]卫涛.煤矿机电设备智能化升级系统设计与能效优化模型构建[J].凿岩机械气动工具,2025,51(10):27-29.
- [2]伊春,周新淳.煤矿机电设备智能化改造与能源优化技术研究[J].凿岩机械气动工具,2025,51(08):14-16.
- [3]张臣,赵文.人工智能技术在煤矿机电设备故障诊断中的应用[J].信息记录材料,2025,26(08):121-123.
- [4]徐凯,石滕振,刘伟,等.煤矿机电设备智能传感器故障预测与健康研究[J].仪器仪表用户,2025,32(07):64-66.
- [5]葛忠林.基于智能感知技术的煤矿机电设备故障诊断方法研究[J].仪器仪表用户,2025,32(07):82-84.
- [6]刘田雨.基于智能化技术优化煤矿机电运输系统探析[C]//江西省工程师联合会.第二届智能工程与经济建设学术研讨会论文集(一).国能神东煤炭集团有限责任公司,2025:520-523.

作者简介:

王和鑫(1979--),男,汉族,吉林扶余人,在读博士,副教授,主要从事大数据应用、电气工程等方面研究。

梁光锐(1983--),男,汉族,黑龙江鸡西人,本科学士,高级工程师,主要电气工程、自动控制等方面研究。