

基于边缘计算的电气自动化设备实时监控与故障预测技术

唐贺龙

(河北冀中云智科技有限公司, 河北 石家庄 050060)

摘要 本文基于边缘计算技术构建了电气自动化设备的实时监控与故障预测系统, 提出从感知层多源数据采集、边缘计算特征提取、轻量化预测模型构建到云端协同优化的完整体系方法。系统通过高频动态数据处理和多维特征融合, 实现设备状态的实时感知和潜在故障的提前预警, 为智能运维提供决策支持。实验结果表明, 该方法在降低延迟、提升预测准确率和延长预警提前时间方面表现出明显优势, 能够有效增强工业自动化设备的可靠性和运行安全性。

关键词 边缘计算; 电气自动化; 实时监控; 故障预测

中图分类号: TP27

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.14.011

0 引言

随着工业 4.0 和智能制造的发展, 电气自动化设备在生产系统中承担着核心控制和运行保障的角色, 其运行状态直接影响生产安全、效率及设备寿命。设备故障往往具有突发性和复杂性, 依赖人工巡检或定期维护既成本高昂, 又无法在早期阶段识别潜在风险。边缘计算作为新兴计算范式, 通过将数据处理能力下沉至靠近设备的网络边缘, 实现低延迟、高带宽利用率的数据分析, 为实时监控与故障预测提供了技术可能性^[1]。与此同时, 基于对机器学习模型以及多种来源传感信息的集成处理能够对设备工作情况进行全方面的描绘及发展趋势推演从而做到提前发现隐患并预报故障。相关研究显示, 将边缘计算融入预测型维修当中, 在提高设备运转稳定性的同时亦可改善维修资源配置效率、减少产线停工带来的经济损失, 促进智能工厂向着智能化、联动式发展。

1 电气自动化设备实时监控与故障预测系统架构

电控设备在线监测及故障预判平台是利用边缘端计算方案搭建起来, 由感知层、边缘计算层、云同步三层组成。感知层用来获取电流、电压、温度以及震动等各种状态信息; 边缘计算层是在靠近机器端的节点上进行数据的初步分析、特征识别、局部预报以达到及时反馈的效果; 云同步层主要用来做模型的训练、更新与不同设备之间的信息汇总, 并且提供远程观察

与可视化的功能以达到对于设备状态实时监测并发出警报的作用。

这个系统的开发在结构设计的时候就考虑到数据种类以及采集速率以及处理延迟的协调性。比如针对电流电压的检测, 高频采集率 (100 Hz) 可以探测到瞬时的变化量, 在边缘端的滞留时间不超过 15 ms, 使设备出现的问题及时发现并做出响应; 温度监测的数据变化比较缓慢, 可以设置低一些的测量周期, 如每秒测量一次或者十次, 使用边缘智能模块来分析温升的趋势, 提前 72 小时进行报警, 留足维修人员巡检检修的时间; 振动监测是高频率变动的信号, 频率可以设置较高, 可达 500 Hz, 利用边缘端做频谱分解获取振动信息, 在发生滚动体或是转子缺陷之前就做好警示工作。

2 基于边缘计算的电气自动化设备实时监控体系构建

2.1 感知层数据采集设计

感知层对电气自动化设备监控系统的根基, 在于高准确度、全方位的状态量获取; 系统在主要设备部位配置电流、电压、温度、振动、功率因素等多种类型的传感器对设备工作情况即时获取^[2]。例如: 主柜 A 采用高精度电流传感器 (采样频率为 100 Hz, 精度为 0.5%), 电压传感器 (采样频率为 100 Hz, 精度为 0.3%), 电机 C 设置三轴加速度传感器 (采样频率

作者简介: 唐贺龙 (1986-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 电气自动化以及网络。

为 500 Hz)，以对设备进行振动状态的监测；变压器 B 采用温度传感器（采样频率为 10 Hz）。感知层配备边缘采集模块，对采集的数据进行预处理去噪和压缩，降低重复传输数量，保证信号完整度。

2.2 边缘计算层数据处理与特征提取

边缘计算层是做到实时监测及时应对的重要部分，在此层首先对传入的数据进行滤波、降噪以及归一化等预处理保证数据输入的有效性及其一致性；然后根据不同的传感器类型设置不同的特征提取方法，如电流和电压信号使用短时傅里叶变换法以及谐波分析法从中获取瞬态参数以及波形失真系数；温度信号利用滑窗趋势分析法得到升温速度；对于振动信号则采取小波包分解法来获得频谱参数；边缘节点使用浅层 LSTM 模型对所提取出来的特征进行实时故障预警，计算平均时间延迟为 15 ~ 20 ms 左右，预警精度大于 92%。

2.3 云端协同与模型优化设计

云端协同层主要是进行全网模型的训练、历史分析以及跨设备的优化，边缘端所产生的特征信息以及预测的结果都会实时传送到云端，云端会对数据进行标准化处理和异常趋势分析，同时采用随机森林、深度神经网络进行设备故障类型的全网训练和优化。云端的模型每周更新一次，通过不同的参数下发来达到对每个边缘端模型的实时更新的目的，通过云到边的协同，使得系统可以实现在局部预测的基础上加上整体的趋势，从而可以做到跨设备之间的比较以及设备间的故障类型的学习作用。

2.4 可视化与智能运维设计

在监控系统里，可视化、智能运维模块以图表的形式把实时监测信息、预估结果展现到管理人员面前。系统可以展示动态图、时刻更新着电流、电压、温度、振动各项指标的折线趋势图，同时融合预测风险等级用色块表示（绿色：正常；黄色：存在隐患；红色：风险较高），并且系统会自动产生报警提示及维修建议如当主控柜 A 电流剧烈变化超过一定范围边缘设备马上报警上报至云服务器后根据过往记录提出停机时间和更换零件方案等。

3 基于边缘计算的电气自动化设备的故障预测系统构建方法

3.1 数据采集与预处理方法

故障预警系统的基础是准确及时、全方位的数据提取以及合理的加工，在此基础上才能进行有效的数据分析以及故障诊断。预警系统先对重要电气自动化装置处设置不同类型传感器，如电流、电压、温度、

振动、电能质量等传感器，在主控柜 A 处设置电流传感器采样频率为 100 Hz，精度 0.5%^[3]；电压传感器采样频率也是 100 Hz，精确度 0.3%；变压器 B 处设置温度传感器采样频率设置为 10 Hz；电机 C 处三轴加速度传感器采样频率设置为 500 Hz。采集到的基础数据由边缘节点即时滤波、降噪以及去除无效点，利用滑窗算法进行标准化计算，给采集的数据做时间轴上的排列及特性加强，例如电流电压脉冲上升速率、温度升高曲线斜率、振动力谱能量分布等。

3.2 特征提取与指标构建方法

在边缘端做即时特征抽取是做到及时准确诊断故障的关键步骤。根据各种类型设备的数据特点运用有针对性的方法来抽取特征值。如对于电流电压类数据做短时傅里叶变换以及做谐波分析得到其谐波含量和波形畸变率等特征，在对温度类数据使用滑动窗口方法和平滑线性变化率来得到它的温升速率和突增程度等特征；而对于振动方面则是用小波包分解与功率谱密度来得到它的轴承、转子潜在故障指标等。然后将各个特征指标用相应的权重系数相结合的方式组合成一个总的风险度量指标，从而达到对单一设备以及子系统多个方面的监测表示的效果。

3.3 边缘计算预测模型构建方法

边缘端利用轻量化的机器学习算法来实现对故障的预测，在兼顾边缘节点计算资源以及实时性的前提下做出选择，模型有 1D-LSTM，轻量卷积神经网络 1D-CNN，支持向量机等类型，在云端完成模型训练工作，以历史故障数据与边缘采集的属性作为输入变量，输出设备的风险级别以及故障的发生概率。在边缘侧，利用在线预测的方式能够在毫秒级别内做出响应，在总风险度高于警戒线的情况下就会产生报警信息^[4]。为了达到预测的一致性和精确度，系统设置了模型自动调节功能，即边缘节点可以依据自己所在的区域环境进行微调模型参数并定期与远程中心上传数据，从而达到跨域泛化的效用。

3.4 云端协同优化与决策支持方法

云平台在预测系统中负责全面优化、模型训练以及智能化运维决策等任务。边缘端将特征数据及预测结果发送给云平台，云平台利用随机森林、深度神经网络以及迁移学习算法完成对全网的数据解析和模型训练等工作，从而达到不同终端故障类型分析和参数调整的目的，并能给出预测结果展示、智能运维方案等，如主控柜 A 电流突变超出规定值，云平台结合历次数据给出检修时机、备件替换意见等信息。

4 基于边缘计算的电气自动化设备实时监控与故障预测的实施效果

4.1 案例背景

一家大型精密制造企业的自动化工厂拥有着多条高度自动化的产线，包含多个主要控制器、重要电机和高压变压器等设备，每天运行时间达 20 多个小时以上。传统的集中监控模式会带来数据滞后严重、难以提前预警机器异常的情况出现，使得维护费用高昂并且生产线出现停工的风险较大。为了做到机器实时监控以及预警设备异常情况的发生。此公司打算在其生产线重点环节安装一套由边缘计算组成的监测系统来达到上述需求，即需要这个系统能够做到多个方面传感器的数据采集、边缘迅速计算分析、预测算法本地执行并在服务器间进行协调提升，做到精准预报机器发生故障、响应速度低于 20 毫秒以及为设备维护决策制定智能方案等。该实例给予了系统的性能测试一个全面的工业背景环境，适用于检验边缘计算应用于复杂工业环境中的可行性以及技术上的优越性^[5]。

4.2 实施方案

系统实施方式是硬件选择、运行参数配置以及软件算法整合的设计。感知层使用高准确性传感器配对：主控柜 A 配置 ABB CT 电流传感器（测误差 0.5%，采样频率 100 Hz），施耐德电压传感器（误差 0.3%，采样频率 100 Hz）。变压器 B 配置 PT100 温度传感器（采样频率 10 Hz），电机 C 配置三轴振动加速度传感器（采样频率 500 Hz，量程 ±16 g）。边缘计算层通过 NVIDIA Jetson Xavier NX 嵌入式设备作为计算单元，内存达 16 GB，CPU 六核心+GPU 384 核，可以处理每秒大约 2 000 条传感器信息，从而实现实时特征抽取以及局部故障预报的目的。算法融合有：短时傅氏变换、滑动平均趋势分析、小波包分解等算法来完成特征解析、轻量化 1D-LSTM 以及 SVM 做即时预测^[6]。云服务端用的是 AWS EC2 c6i.large 虚拟机，存储空间 10 TB，专门负责全局模型训练、跨设备模式学习以及模型校正等工作，定期更新至边缘节点上模型的参数值及推送到相应的边缘节点处。系统数据流设计保证边缘端响应时延小于 20 ms，特征表示向量维数不超过 50 ~ 70 之间，云服务优化提高边缘侧预测准确性到 95%，预警提前达到 60 小时，整个框架做到边缘高效响应、云上统一指挥的高度融合。

4.3 实施效果

具体实施效果如表 1 所示。

安装边缘计算模块之后整个系统的反应速度得到了很大的提升，数据处理的时间由原来的 85 毫秒降到

了 18 毫秒，从而能够进行对高频率的动态信号实时监控的能力。与此同时，特征选取的维度以及预测算法的准确性也有所提升，预警提前的时间延长到了 60 个小时，为智能化维护提供了充足的时间窗口，节约了网络带宽消耗 44%，减少了集中传送的压力。云平台更新频率降为每周一次，以使边缘端模型能够不断更新迭代，使得边缘侧实时预测结合云端综合判断的高效工作方式得以实施，在实时性、预测精准度和灵活性等方面也得到了很好的技术创新。

表 1 系统实施后的技术参数改进效果

技术指标	部署前	部署后	改进幅度
边缘节点数据处理延迟	85 ms	18 ms	-79%
实时特征提取维度	30	60	100%
预测模型准确率	87%	95%	8%
预警提前时间	24 h	60 h	150%
网络带宽占用	80 Mbps	45 Mbps	-44%
云端模型迭代频率	月度一次	周度一次	提升 ×4
单节点可处理数据量	500 条/s	2 000 条/s	300%

5 结束语

基于边缘计算的电气自动化设备监控与故障预测系统在设计理念上强调感知、处理、预测与协同的有机结合，通过多层架构实现数据采集、边缘计算实时处理及云端优化决策的协同运作，兼顾实时性、准确性和可操作性。在感知层，多源传感器提供全面的设备状态数据，支撑高维特征提取和趋势分析；在边缘计算层，轻量化预测模型实现快速响应和潜在故障识别，为局部运维提供即时预警。云端协同优化不仅提升了模型泛化能力，也为整体系统提供了全局趋势分析和智能运维建议。

参考文献：

- [1] 万乐. 基于边缘计算的电气系统实时监控与控制方法研究 [J]. 自动化应用, 2024, 65(06): 50-52.
- [2] 宁宁. 基于边缘计算的电气系统实时监控与控制方法分析 [J]. 仪器仪表用户, 2024, 31(10): 36-38.
- [3] 姜川. 基于无线通信的配电自动化实时监控与故障自愈技术研究 [J]. 通信电源技术, 2025, 42(11): 213-215.
- [4] 李晨, 胡龙华, 常新志. 基于物联网的煤矿提升机电气系统监控与故障诊断研究 [J]. 电气技术与经济, 2024(12): 359-361.
- [5] 耿萌. 基于物联网的配电网设备监测与故障诊断系统设计 [J]. 电气技术与经济, 2024(12): 121-123.
- [6] 闫帅. 基于物联网技术的电气自动化系统远程监控系统设计与实现 [J]. 电气技术与经济, 2024(12): 90-92.