

电气自动化控制系统在工业现场的可靠性优化策略

神兴民, 宋 建

(杭州和利时自动化有限公司, 浙江 杭州 310018)

摘 要 随着工业 4.0 和智能制造的深入发展, 电气自动化控制系统作为工业现场的核心神经中枢, 其可靠性直接关系到生产安全、效率与经济效益。传统基于定期维护和被动响应的可靠性保障模式已难以应对现代工业系统高度复杂化、强耦合性与动态不确定性的挑战。本文针对工业现场电气自动化控制系统可靠性瓶颈, 提出一种融合数据驱动的预测性维护与边缘计算的新型优化策略。该策略通过在工业现场部署边缘计算节点, 对关键设备(PLC、变频器、伺服驱动器)的运行数据进行实时采集、特征提取与本地化分析, 结合基于长短期记忆网络(LSTM)的故障预测模型, 实现从“事后维修”到“视情维修”的范式转变。本文以某汽车制造厂焊装车间控制系统为应用实例, 通过对比优化前后六个月的运行数据, 论证了该策略在降低非计划停机时间、提高平均无故障时间(MTBF)以及减少维护成本方面的显著效果。研究表明, 该融合策略能有效提升工业现场电气自动化控制系统的动态可靠性与运维智能化水平, 为构建高韧性工业控制系统提供了新的技术路径。

关键词 电气自动化控制系统; 可靠性优化; 预测性维护; 边缘计算

中图分类号: TP273; TP393.1

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.24.012

0 引言

电气自动化控制系统是现代工业生产的核心组成部分, 其可靠性直接决定了生产线的连续性与产品质量的稳定性。随着工业系统向大规模、复杂化、集成化方向发展, 传统的电气控制系统(基于 PLC、DCS 的控制系统)面临着前所未有的挑战, 设备老化、环境干扰、多源耦合故障等导致系统失效模式日趋复杂。传统的可靠性保障方法主要依赖定期检修和故障后修复, 这种“定时维修”策略存在明显的过度维修或维修不足的问题, 不仅维护成本高昂, 且难以有效预防随机性故障, 导致非计划停机事件频发, 给企业带来巨大的经济损失。近年来, 随着工业物联网、大数据分析和人工智能技术的兴起, 为工业控制系统的可靠性优化提供了新的思路。其中, 预测性维护(Predictive Maintenance, PdM)被视为提升设备可靠性的关键技术, 它通过实时监测设备状态, 预测故障发生的时间点, 从而实现按需维护。然而, 将预测性维护应用于工业现场的电气控制系统时, 面临两大核心挑战: 一是工业现场海量数据实时传输至云端进行分析存在延迟和带宽瓶颈; 二是控制系统的实时性和确定性要求极高, 任何分析决策的延迟都可能影响系统稳定性。

1 工业现场电气自动化控制系统可靠性现状与挑战

1.1 系统复杂性与故障模式多元化

现代工业现场的电气自动化控制系统通常由传感器、PLC、PAC 等设备、执行器、通信网络、人机界面组成, 属于复杂的异构系统。根据某汽车制造企业近 3 年的故障统计数据(数据来源: 企业内部设备管理系统)可以看出, 该焊装车间的自动化控制系统的故障模式呈现多元化特点, 其中与控制器硬件相关的故障 19.5%, 与执行器相关的故障 34.2%, 与通信网络相关的故障 26.1%, 与传感器及其外围设备相关的故障 20.2%; 其中复合型故障由 2020 年的 8.7% 上升到 2022 年的 15.3%, 系统的耦合度越高, 系统传播和扩散的风险越大。因此, 多元化的故障模式导致传统的基于单一阈值或简单逻辑的故障诊断方法无法快速发现故障的前期信息^[1]。

1.2 传统可靠性保障方法的局限性

目前工业现场主流可靠性保障方法仍是“定期维护”和“事后维修”。定期维护是根据设备制造商的建议或经验来制定维护周期, 存在三方面的局限性: 第一, 对于工况良好、状态健康的设备, 过度维护造成备件和人力资源的浪费; 第二, 对于因环境或负载波动而

作者简介: 神兴民(1991-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 电气自动化。

老化的设备, 定期维护的保障措施缺陷较为明显; 第三, 对于因为外界环境(高温、粉尘)或负载较大导致设备老化过快的设备, 已有的维护周期不足以提前对其进行识别从而引发突发性故障。例如: 某化工厂 DCS 控制系统, 其 I/O 模块的 MTBF 值为 50 000 小时, 但是在实际运行过程中, 由于存在现场腐蚀性气体, 导致某些模块实际 mtBF 仅为 30 000 小时左右, 远小于理论值^[2]。

1.3 数据孤岛与实时性瓶颈

目前控制系统均具有数据采集功能, 但是有很多数据只能被就地显示或存档, 是“数据孤岛”。它们中蕴含的关于设备老化、工况变化、干扰模式等信息没有得到充分利用。此外, 若将所有原始数据上传到云端分析, 既占用网络带宽, 又会产生不可控延迟。对于电气控制系统而言, 许多故障演化速度相当迅速, 从已有的征兆到功能失效只持续几秒至数十秒的时间, 云端分析模式所产生的延迟无法满足实时响应需求, 因此基于云的分析仅能应用于离线趋势分析, 无法直接应用于实时控制与保护的实践。

2 基于数据驱动的预测性维护与边缘计算融合优化策略

2.1 边缘计算赋能的现场级实时数据处理架构

为了克服传统架构中数据传输时延过长和实时性低的不足, 首先是建立“云-边-端”的协同架构。其中, “端”是指现场的各个设备, 用于数据收集和基础控制; “边”是工业现场的机柜或产线旁设置的边缘计算网关或边缘服务器, 用于算力、存储和网络的处理。边缘节点随时浏览端设备的运行数据, 包括 PLC 的 CPU 负载率、变频器的输出电流谐波含量、伺服电机的温升速率、通信网络的数据包重传率等, 同时在本地完成数据清洗、时间戳对齐和特征工程等工作。云端对于数据的处理延迟从秒级下降到毫秒级。实测数据显示, 边缘处理一个完整数据包的平均延迟为 15 ms, 而云端往返延迟平均为 280 ms。并且边缘只需把提取到的特征和异常事件上传至云端即可, 数据量压缩比可达 100:1, 缓解了网络带宽的压力^[3]。

2.2 基于 LSTM 的故障预测模型构建与轻量化部署

在数据处理的基础上, 其核心在于建立精确的故障预测模型。基于工业现场运行数据的典型时间序列特征, 以 LSTM 为预测模型, LSTM 具有特殊的门控结构, 能够有效捕捉时间序列中的长期依赖关系, 克服

传统 RNN 的梯度消失问题。模型构建过程分为两步:

(1) 云端模型训练: 利用历史运行数据和故障记录, 在云端构建 LSTM 预测模型。输入特征包括从边缘节点上传的关键状态变量, 输出为设备健康指数(Health Indicator, HI)或剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)。训练目标是最小化预测 HI 与实际状态之间的均方误差; (2) 边缘模型轻量化部署: 为适应边缘节点有限的计算资源, 对训练好的 LSTM 模型进行剪枝和量化处理。剪枝操作移除冗余的神经元连接, 量化则将浮点参数转换为 8 位整数, 从而将模型大小压缩 60% 以上, 推理速度提升 3 倍~5 倍, 同时预测精度损失控制在 2% 以内^[4]。轻量化后的模型部署于边缘节点, 实现对关键设备的实时健康状态评估。

2.3 基于健康状态的动态维护决策机制

获取设备的健康状态后, 需要采用联动的动态维护决策来替代固定周期的维护, 该维护策略基于风险矩阵模型, 将设备的健康状态按照 HI 和 HI 的退化速度(HI 的一阶导数)进行划分。设备的健康状态分为一般状态, 即健康、亚健康、预警、失效临界。设备进入一般状态时, 设备工作正常, 按日常巡检即可; 设备进入亚健康状态时, HI 开始慢慢下降但仍然在可接受范围内, 此时边缘节点发出“关注”警报, 云端系统自动调整监测频率, 安排一次离线精密点检以收集更多数据以研判趋势; 设备进入预警状态时, HI 迅速降低或者已经低于预设阈值($HI < 0.8$), 退化速度加快, 系统自动生成维护工单, 确定故障部件、预计失效时间窗口(“预计 7 天~14 天后将达到失效阈值”)及建议维护窗口, 联系生产调度系统, 将维护计划与生产空隙(换班, 型号切换)匹配, 实现“视情维修”。

3 应用案例与效果分析

3.1 应用场景与实施

为验证上述优化策略的实际效果, 以某汽车制造厂焊装车间为例。该厂共有 8 条自动化焊接生产线, 设备 200 余台机器人, 300 多套伺服驱动器、50 余套 PLC 控制系统和 Profinet 网络, 改造前该车间由月定期维护, 平均每月停机 4.2 次, 每次停机时间 65 分钟, 严重影响生产进度。在该车间逐步使用本文提出的融合优化策略, 步骤如下: 在每条生产线的控制柜部署一台边缘计算网关, 并接入 PLC、驱动器、机器人控制器和网络交换机诊断数据。在工厂数据中心部署云端管理平台, 用于模型训练、数据聚合和可视化展示。

对伺服驱动器（故障高发设备）构建 LSTM 预测模型，输入特征为输出电流谐波畸变率，IGBT 模块温度，母线电压波动幅度和风扇转速，输出为健康指数。建立动态维护决策机制，并集成到现有制造执行系统 Mes 中，实现维护工单的自动派发^[5]。

3.2 数据对比与分析

经过 6 个月的运行，对 2023 年 1 月—6 月与 2022 年同期（优化前）的数据进行对比分析（见表 1）。数

表 1 优化前后关键指标对比

指标	优化前（2022 年 1 月—6 月）	优化后（2023 年 1 月—6 月）	变化率
非计划停机次数	25 次	12 次	-52.0%
平均单次停机时间	65 分钟	48 分钟	-26.2%
总非计划停机时间	1 625 分钟	576 分钟	-64.6%
平均无故障时间（MTBF）	172.8 小时	232.8 小时	+34.7%
维护相关成本（万元）	98.2 万元	70.1 万元	-28.6%
关键设备（伺服驱动器）	4 次	1 次	-75.0%

172.8 小时提升至 232.8 小时，提升了 34.7%，表明系统整体可靠性得到显著增强。维护成本下降 28.6%，主要源于备件更换从“定期”转为“按需”，减少了不必要的备件消耗和过度维修的人力成本^[6]。

3.3 策略优势与创新性总结

该案例数据表明融合优化策略的有效性，优势及创新点主要在于实现了由被动响应到主动预测的可靠性保障范式，数据驱动预测将故障模式从事后发现向事前预知转变。构建“云—边—端”协同架构，有效解决工业现场数据实时处理与决策响应的问题，边缘计算保障了毫秒级故障预警能力，实现了控制系统高实时性；决策机制基于健康指数的动态维护决策模型投放优质维护资源，改变了定期维护的盲目性，提升了维护效率与经济性，形成了数据采集到边缘分析到云端建模再回传策略优化的数据闭环，可靠性优化策略能够不断迭代、不断提升，为工业现场电气自动化控制系统的智能运维提供了可复制、可拓展的技术路径。

4 结束语

本文针对工业现场电气自动化控制系统可靠性难题，设计并验证了融合数据驱动的预测性维护与边缘计算的优化策略。通过构建“云—边—端”协同架构，部署轻量化 LSTM 故障预测模型，并建立基于健康状态

数据来源为工厂 MES 系统、维护管理系统（CMMS）以及新增的边缘计算平台日志。关键指标对比如表 1 所示。

分析表 1 可知，优化后非计划停机总时间下降了 64.6%，其中因伺服驱动器和通信网络问题导致的停机大幅减少。通过边缘计算平台的预警记录发现，有 8 次潜在的伺服驱动器故障在演变为实际停机前被成功预警，维护人员得以在工间休息或换班时间完成预防性更换或维修，将损失降到了最低。MTBF 从优化前的

的动态维护决策机制，实现被动式、固定周期维护向主动式、视情维护的转变。在某汽车焊装车间的实际应用中，该策略显著降低了非计划停机时间，提升了 MTBF，并有效控制了维护成本。研究结果表明，该融合策略为提升工业现场电气自动化控制系统的动态可靠性与智能化运维水平提供了切实可行的技术路径。

参考文献：

- [1] 王斌. 工业电气自动化控制系统的优化设计与实现策略[J]. 数字化用户, 2025(48):82-84.
- [2] 冯晓东. 煤矿电气自动化控制系统的优化设计研究[J]. 内蒙古煤炭经济, 2022(24):7-9.
- [3] 聂海勇. 电气自动化控制系统的设计与优化研究[J]. 漫科学(科技应用), 2025(03):34-36.
- [4] 袁金城. 电气自动化控制系统的可靠性分析与优化[J]. 建筑设计与研究, 2024, 05(10):40-42.
- [5] 林树镇. 基于 PLC 技术的电气自动化控制优化系统设计[J]. 数码设计(电子版), 2024(02):7-9.
- [6] 莫佳俊. 电气自动化控制系统在工业生产管理中的优化应用分析[J]. 中国设备工程, 2026(01):45-47.