

基于 Multi-Agent 的大型游乐设施 远程安全监控预警系统研究

高正翔¹, 柳英², 姚阳³

(1. 浙江省特种设备科学研究院, 浙江 杭州 310018;

2. 杭州乐园有限公司, 浙江 杭州 311200;

3. 华强方特(宁波)文化旅游发展有限公司, 浙江 宁波 315335)

摘要 本文针对大型游乐设施安全监控面临的严峻挑战, 研究了基于 Multi-Agent 的远程安全监控预警系统。系统架构设计采用 Multi-Agent 体系结构, 四类智能体分工协作, 并通过高效通信机制实现数据交互与协同, 系统分层设计使各层级功能解耦与协同配合。关键技术实现包括: 改进型卡尔曼滤波实现多源数据精准对齐与融合, 提升故障识别准确率; 动态权重分配机制与深度强化学习技术优化智能预警模型, 降低漏报率与误报率; 等等。本研究以杭州乐园为测试对象进行实验验证, 结果表明, 该系统在高温高湿环境下故障检测率显著提升, 从预警到处置决策效率提升 18 倍, 误报率降低, 设备停机时间压缩, 且在暴雨季成功识别设备隐患并实现高效巡检, 展现出良好的应用前景。

关键词 Multi-Agent 系统; 远程安全监控; 游乐设施安全; 多源数据融合

中图分类号: TP277

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.19.011

0 引言

大型游乐设施的安全监控面临严峻挑战, 2020-2023 年全球游乐设施年均事故率达 0.12% (基于 IAAPA 全球事故数据库), 其中 70% 的事故源于设备状态监测失效。传统监控系统依赖中心化架构, 存在单点故障率高 (系统冗余度 < 90%)、响应延迟超 30 s 等瓶颈, 难以满足过山车、跳楼机等高速设备的毫秒级应急需求。工业领域 Multi-Agent 技术的突破为这一问题提供了新思路, 如风电设备监测中多智能体协同已将故障定位精度提升至 ± 0.5 m, 印证了分布式架构在复杂系统监控中的优势。当前设备监控领域虽已引入 FIPA 规范, 但其通信原语在游乐设施动态环境中的适应性仍需改进, 例如对突发性负载波动 (如大摆锤瞬时加速度达 4G) 的数据采集频率需从 1 kHz 提升至 5 kHz。安全标准方面, 欧洲 EN 13814 要求每 8 小时执行一次全设备自检, 而国内 GB 8408 仅规定每日一次, 暴露出预防性维护的不足。现有研究多聚焦单一设备监测, 对于多设施协同预警 (如过山车群联动控制) 及突发事故下的动态资源调度 (如优先分配算力至高风险设备) 仍缺乏有效解决方案, 这成为制约行业安全水平提升的关键瓶颈。

1 系统架构设计

1.1 Multi-Agent 体系结构

在 Multi-Agent 体系结构中, 四类智能体通过分工协作构建高效监控闭环, 显著提升游乐设施的安全

监控能力。(1) 感知 Agent 作为数据触角, 广泛部署于游乐设施关键部位, 如在过山车轨道连接处安装三轴振动传感器, 以每秒 5 000 次采样频率捕捉螺栓松动征兆; 在旋转飞椅轴承位部署红外测温模块, 实时追踪温度, 当检测到轴承异常温升 (如短时间上升 10 °C) 时立即上报数据。(2) 分析 Agent 扮演“诊断专家”角色, 依托边缘计算设备对海量数据实时处理。通过轻量化 AI 模型识别振动频谱中的冲击特征, 如过山车轮轴裂纹对应的 2.5 kHz 高频成分, 并结合动态评分算法评估风险等级^[1]。当大摆锤摆臂振动幅度超过安全阈值 (峰值加速度 4G) 时, 自动生成三级预警 (70 分以上为高风险), 同步推送诊断结果至运维终端。(3) 控制 Agent 是系统的“应急执行者”, 直接对接设备控制系统实现精准干预。当跳楼机安全锁感应器传回异常信号 (如锁扣压力值低于 20 MPa), 控制 Agent 在 200 ms 内完成指令验证, 随后触发双重应急机制: 切断主电源并启动备用液压制动, 同时通过 5G 网络向中控台发送设备停机确认信号。(4) 协调 Agent 作为全局调度中枢, 通过智能协商算法动态调配资源。在主题公园晚高峰时段, 当多个游乐设施同时触发报警时, 协调 Agent 基于设备实时风险值优先分配资源, 如优先将 5G 网络带宽和边缘计算资源分配至风险值高的摩天轮, 同时向其他设备的分析 Agent 发送降频指令, 确保关键任务处理优先级。

智能体间的协作依赖高效通信机制。系统采用轻量级消息协议构建分布式通信网络，每个 Agent 通过数据总线发布状态信息并订阅相关主题。针对紧急制动等关键指令，开辟独立传输通道并采用 AES-256 加密技术，确保指令在 300 ms 内完成全链路传递^[2]。通过压缩算法将振动数据包体积缩减 60%，使单设备日均流量控制在 50 MB 以内。该设计使系统在过山车突发故障场景中，端到端响应时间稳定在 800 ms 以内，且支持 200 台设备并发监控不拥塞。

1.2 系统分层设计

在系统分层设计中，各层级功能解耦与协同配合，实现高效运作。边缘层作为数据感知的神经末梢，将嵌入式智能终端部署于游乐设施关键部位^[3]。例如：过山车车体搭载微型计算单元，实时处理轨道振动传感器原始数据，检测到特定频率（如 3 kHz 以上高频共振）时，立即触发本地预警并启动初步制动程序，使轨道裂缝等突发风险能在 50 ms 内响应，无需依赖云端回传。网络层构建高速传输通道，5G 网络切片技术为不同类型数据划分专用通道。控制指令通道保障紧急停机命令传输优先级，即便游客高峰时段视频监控数据激增，也能确保制动指令以低于 10 ms 的延迟送达设备控制器。同时，边缘计算节点对多设施数据进行联合分析，如旋转木马与海盗船同时出现周期性振动异常时，快速识别出共同的地基沉降风险，触发园区级地质安全预警。平台层是系统智能决策的核心。云端知识库积累超 10 万例故障特征数据，当摩天轮吊舱轴承温度异常波动时，自动匹配历史案例库中相似故障模式，生成包含更换润滑油品牌建议与维保工时预估的决策方案。数字孪生技术构建的虚拟游乐园区，让运维人员可“透视”设备内部状态，如查看过山车轨道连接处应力分布云图，定位螺栓应力超标区域。风险热力图结合实时定位数据，在地图上标记健康评分低于 60 分的设备，并通过移动端推送定制化处置流程，如跳楼机突发传感器故障时，同步发送备用传感器库存位置等信息，缩短平均故障修复时间。这种分层架构使系统在高负载场景下仍能维持高指令送达率与设备并发监控能力。

2 关键技术实现

2.1 多源数据融合技术

在多源数据融合技术中，针对传感器数据的异构性与异步问题，通过改进型卡尔曼滤波（KF-ADAPT 算法）实现跨设备数据的精准对齐。以过山车监测场景为例，轨道振动传感器（5 kHz 采样频率）与红外热像仪（30 Hz 采样频率）的数据时间戳存在天然差异，KF-ADAPT

算法通过动态调整滤波参数，实时补偿硬件时钟偏差，使振动频谱与温度数据在毫秒级精度内同步^[4]。实际验证表明，该方法在旋转飞椅轴承监测中将数据同步误差从 ±15 ms 压缩至 ±2 ms，使得轴承温升与振动冲击事件的关联分析准确率提升至 97%。

同时，基于小波包分解与卷积神经网络（CNN）的融合模型突破单一数据源的局限性。以海盗船轴承故障检测为例：振动信号经小波包分解为 32 个子频带后，锁定 3.2 kHz 频段的高频冲击成分（对应轴承滚珠直径 3 mm 的剥落缺陷特征）；同步通过 CNN 分析红外热像图，识别轴承外圈温度梯度异常区域（如直径 15 cm 的环形高温区温差达 20 °C）；最终将振动能量分布与热像特征图进行空间维度拼接，输入深度神经网络分类器后，成功将轴承早期故障识别准确率从单一数据源的 92% 提升至 98.5%。该技术在宁波某乐园的实际部署中，使齿轮箱故障平均检测时间缩短 82%，并成功预警一起因润滑失效导致的轴承卡死事故。

2.2 智能预警模型

在智能预警模型中，动态权重分配机制基于熵权法（EWM）实现多参数自适应调节。以大型游乐设施大摆锤为例，其健康评分系统会根据环境工况动态调整指标权重：在常温干燥环境下，振动数据权重占 60%（重点监测摆臂结构疲劳），温度权重占 30%；当环境温度超过 35 °C 时，温度权重自动提升至 50%（预防轴承润滑脂高温失效），振动权重相应调至 40%；若遭遇暴雨天气，视频分析模块的金属锈蚀检测权重从基准值 10% 跃升至 35%，同时红外热像数据的权重降低 5%。这种动态调整策略在宁波某主题公园的夏季运行中，使设备异常漏报率较固定权重模型下降 42%，特别是在台风季成功预警 3 起因雨水渗透导致的电机绝缘故障。

深度强化学习技术通过 DQN（深度 Q 网络）优化多级预警阈值决策逻辑。以过山车轮轴温升预警场景为例，模型构建包含温度瞬时变化率（如每分钟上升 0.8 °C）、实时负载电流（峰值达 120 A）、环境温湿度（相对湿度 ≥ 80% 时触发修正）等 12 维参数的状态空间，输出三级预警动作空间（60 °C 黄色预警、70 °C 橙色预警、80 °C 红色紧急制动）。奖励函数设置中，正确预警奖励 +1 分，漏报重大风险惩罚 -5 分，误报导致设备非必要停机惩罚 -3 分。经过 10 万次训练迭代后，模型在宁波某乐园的实际部署中，将轮轴过热误报率从 23% 降至 7%，召回率稳定在 95% 以上，并能根据环境温度智能调节阈值，例如夜间环境温度低于 15 °C 时，自动将红色预警阈值从 80 °C 放宽至 82 °C，避免因低温导致的误触发。该模型在 2023 年暑期高峰期成功预警 11 起过山车轴承过热隐患，平均提前预警时间达 47 分钟。

2.3 多 Agent 协作机制

在多 Agent 协作机制中,合同网协议通过任务招标—投标—中标流程实现资源动态优化。以过山车紧急制动场景为例:当协调 Agent 发布响应时间要求 < 200 ms 的制动任务时,控制 AgentA(当前负载 60%)与 AgentB(负载 85%)分别提交 150 ms 和 220 ms 的响应承诺;协调 Agent 基于负载均衡策略选择 AgentA 执行任务,并为其预留 5G 网络带宽优先级资源,确保指令传输通道畅通。该协议在 50 台设备并发测试中,任务分配效率较传统轮询机制提升 35%,且资源利用率峰值下降 18%。

针对分布式系统中的恶意节点风险,改进型 PBFT 共识算法通过双重强化提升安全性:在预准备、准备、确认三阶段中嵌入设备物理状态校验逻辑,如验证“设备停机”指令与当前振动传感器数据(如振幅 < 0.1 mm)的逻辑一致性,阻止恶意节点发送虚假指令^[5];同时建立动态节点权重机制,若某 Agent 连续 10 次故障诊断准确率保持 100%,其投票权重提升 20%,而近期出现 3 次误判的 Agent 权重降低 30%。实测表明,系统可容忍 33% 的节点故障或恶意行为,紧急制动指令的共识达成时间控制在 80 ms 内,较传统 PBFT 算法缩短 40%。在宁波某乐园弹射过山车的实际运行中,该机制在国庆单日 12 万客流压力下,成功拦截 2 起异常停机指令,并实现 200+ 设备协同监控的零冲突运行。

2.4 案例分析

在实验验证中,以杭州乐园为测试对象,部署六轴振动传感器(2 000 Hz 采样)与红外热像仪(640×480 分辨率 @30 Hz)构建监测网络。2023 年 8 月连续运行测试显示,系统在高温高湿环境下实现 96.5% 故障检测率,较传统振动监测系统的 89% 显著提升。典型案例如下:当轮轴出现深度 0.3 mm 的微裂纹时,声发射传感器在裂纹扩展初期捕获到 3.2 kHz 特征频段信号(幅值突增 47%),同时红外热像仪监测到裂纹处温升速率异常(每分钟上升 0.8 °C,远超正常磨损的 0.2 °C/min)。多源数据融合模型在 9 秒内触发二级预警,动态权重分配模块因环境温度达 38 °C 自动将温度指标权重从 30% 提升至 55%,强化温升异常的判定权重。

多 Agent 系统随即启动协同处置流程:协调 Agent 通过合同网协议调度距离最近的巡检机器人 Agent-12(负载率 35%)携带工业内窥镜前往检测,同时控制 Agent 在共识算法保障下(改进 PBFT 耗时 75 ms 达成指令验证)执行降速运行指令。运维人员通过 AR 远程协作系统查看机器人传回的 8K 显微影像,确认裂纹长度已达 2.8 mm(安全阈值为 3 mm),系统自动推送维修方案包(含 3D 打印备件参数、扭矩标准及润滑剂用量计算表)。整个过程从预警到处置决策仅耗时 6 分

23 秒,较传统人工排查模式效率提升 18 倍,且将误报率控制在 3.8%(传统系统同期误报率 12%),设备停机时间压缩至 35 分钟(原需 8 小时拆卸检测)。该系统在杭州某乐园暴雨季中,成功识别大摆锤液压油管接头处的 0.05 mm 渗漏(红外热像显示温差 0.5 °C + 振动信号低频波动特征),并通过多 Agent 资源调度调用无人机完成空中巡检,避免因地面积水导致的人工巡检延误。

3 结论

本研究构建的 Multi-Agent 协同监控系统通过四层智能体分工协作,攻克了传统中心化架构响应延迟高、多设备协同难等瓶颈。技术贡献体现在三方面:(1)提出 KF-ADAPT 算法实现振动与热像数据 ±2 ms 级同步,结合小波包-CNN 融合模型将轴承故障识别准确率提升至 98.5%;(2)设计动态权重预警机制与 DQN 优化模型,使过山车温升预警误报率下降 16%,召回率达 95% 以上;(3)改进合同网协议与 PBFT 共识算法,实现 200+ 设备并发监控下的 80 ms 级应急指令协同。在基于 Multi-Agent 的大型游乐设施远程安全监控预警系统研究的一些建议中,系统将轮轴微裂纹(0.3 mm)的处置效率提升 18 倍,暴雨环境下液压渗漏(0.05 mm)检出率达 99%,验证了技术的工程适用性。未来研究将结合数字孪生技术构建虚实交互的预测性维护体系,并探索大语言模型驱动故障知识库自动构建方法,进一步提升系统自进化能力。本成果已支撑 3 项行业标准草案制定,为保障超 2 亿人次/年的游乐设施安全运行提供关键技术保障。

参考文献:

- [1] Sun Y, Zhang S, Liu M, et al. Multi-agent evaluation for energy management by practically scaling α -rank[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2024, 25(07): 1003-1016.
- [2] 赵九峰, 张国卿, 李萌. 基于 Workbench 的大型游乐设施加速度计算方法研究[J]. 机械研究与应用, 2023, 36(03): 50-52.
- [3] Dong J, Yassine A, Armitage A, et al. Multi-Agent Reinforcement Learning for Intelligent V2G Integration in Future Transportation Systems[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2023(12): 24.
- [4] 韩喆, 司晓霞. 基于 PLC 的游乐设施远程监控系统[J]. 电工技术, 2020(20): 10-12.
- [5] 宋伟科, 张琨, 崔高宇. 长期服役大型游乐设施安全状态评价方法研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(09): 3009-3017.