

物联网与AI协同的楼宇智能配电监控系统设计及节能应用

林傲龙

广东卓智设计工程有限公司, 广东 佛山

收稿日期: 2025年11月10日; 录用日期: 2025年12月3日; 发布日期: 2025年12月11日

摘要

针对传统楼宇配电监控系统存在的数据孤岛、故障响应滞后、能耗管理粗放等问题, 本文提出了一种融合物联网与人工智能技术的楼宇智能配电监控系统设计方案。系统采用感知层、边缘计算层、云端决策层三层架构, 通过物联网设备实现数据采集, 利用AI算法完成负荷预测、故障诊断和节能优化。以某12.8万m²商业综合体为例, 系统运行数据显示配电监控准确率达94.1%, 综合节能率达15.9%, 年节约电费42.3万元, 投资回收期2.24年。研究成果为存量建筑电气系统智能化改造提供了可行的技术路径。

关键词

物联网, 人工智能, 楼宇配电, 智能监控, 节能优化

Design and Energy-Saving Application of an Intelligent Building Power Distribution Monitoring System with IoT and AI Collaboration

Aolong Lin

Guangdong Zhuozhi Design Engineering Co., Ltd., Foshan Guangdong

Received: November 10, 2025; accepted: December 3, 2025; published: December 11, 2025

Abstract

Aiming at addressing issues such as data silos, delayed fault response, and inefficient energy management in traditional building power distribution monitoring systems, this paper proposes a design for

an intelligent building power distribution monitoring system that integrates Internet of Things (IoT) and artificial intelligence (AI) technologies. The system adopts a three-layer architecture comprising a perception layer, an edge computing layer, and a cloud decision-making layer. Data collection is achieved through IoT devices, while AI algorithms are utilized for load forecasting, fault diagnosis, and energy-saving optimization. Taking a 128,000 m² commercial complex as an example, operational data shows that the system achieves a power distribution monitoring accuracy of 94.1%, a comprehensive energy-saving rate of 15.9%, annual electricity cost savings of 423,000 RMB, and an investment payback period of 2.24 years. The research findings provide a feasible technical pathway for the intelligent transformation of electrical systems in existing buildings.

Keywords

Internet of Things, Artificial Intelligence, Building Power Distribution, Intelligent Monitoring, Energy-Saving Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

我国建筑能耗占社会总能耗的 30% 以上，配电系统能耗占建筑运行能耗的 15% 至 25%。传统楼宇配电监控系统采用 SCADA 架构，存在子系统独立运行形成数据孤岛、故障响应时间超过 30 分钟、运维人工成本高等问题。赵平洋指出，物联网技术能够实现配电设备的全面感知和互联互通[1]。本文设计了基于物联网与 AI 协同的智能配电监控系统，实现负荷预测、故障诊断、多系统协同和节能优化功能。

建筑能耗在社会总能耗中占据显著比重，其内部的配电系统作为能源输送的“主动脉”，是决定建筑能效与运行安全的关键环节[2][3]。然而，传统的楼宇配电监控系统普遍存在明显短板：各子系统独立运行，形成难以打通的“数据孤岛”；对于潜在故障与异常，响应迟缓，往往在问题发生后方能处理；在能耗管理上，则依赖于粗放的经验式策略，缺乏精细化的调控手段。这些问题共同导致了能源浪费、运维成本高企及系统可靠性不足[4]。

当前，物联网与人工智能技术的迅猛发展为解决上述困境提供了全新的范式。物联网技术通过部署广泛的传感设备，为实现配电系统全要素的实时感知与数据互联奠定了物理基础[5]。而人工智能技术，特别是其分支中的深度学习与强化学习，则赋予系统从海量数据中挖掘规律、进行智能预测与自主决策的能力。将二者协同已成为楼宇智能化升级的必然趋势[6]。

尽管这一融合方向前景广阔，但构建一个真正高效、实用的系统仍面临三重挑战[2][7]：其一，在架构上，如何设计一个既能保障实时性又能实现全局优化的分布式体系；其二，在技术上，如何将负荷预测、故障诊断与节能优化等多个 AI 模块有机整合，形成协同增效的整体解决方案；其三，在工程上，如何确保方案在复杂的实际环境中具备高可行性、可部署性及良好的投资回报[5][8]。

针对以上挑战，本文设计并实现了一种物联网与人工智能协同的楼宇智能配电监控系统。本文的核心工作与主要贡献体现在：首先，提出了一种三层分布式架构，明确了数据从采集、边缘预处理到云端深度分析与决策的流转路径，有效平衡了系统实时性与智能决策复杂度的需求。其次，系统集成了多种先进的 AI 算法，包括用于短期负荷预测的 LSTM 模型、用于高精度故障诊断的卷积神经网络模型，以及基于深度强化学习的多系统协同节能优化模型，实现了从感知到优化的全链条智能化。最后，通过对一个大型商业综合体的实际案例进行长期跟踪与评估，详细验证了该系统在提升监控准确性、降低综合能耗、节约运维成本等方面

的显著效果，并给出了详尽的经济性分析，为存量建筑的智能化改造提供了经过实践检验的可行路径。

2. 系统架构与设备配置

2.1. 系统总体架构

系统采用三层分布式架构。物联网感知层采用 0.5S 级三相智能电表配合 CT 互感器，测量误差 $\pm 0.5\%$ 。温湿度传感器按 200 m^2 个布置，测温范围 -20°C 至 $+60^\circ\text{C}$ ，精度 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ 。烟感探头布置符合 GB 50116 标准，响应时间 < 30 秒。变压器温度采用 PT100 铂热电阻监测，精度 A 级。某 5 万 m^2 办公楼部署 342 个物联网节点。

通信协议方面，配电柜内采用 Modbus RTU (波特率 9600 bps)，楼层汇聚采用千兆以太网，地下车库采用 LoRaWAN (433 MHz，传输距离 2~5 km)，水表采用 NB-IoT。电量数据 15 分钟上传一次，告警信息实时推送。

边缘计算网关采用 ARM Cortex-A53 四核处理器(1.5 GHz)、2 GB DDR4 内存、32 GB eMMC 存储。按每网关接入 20 个点、15 分钟上传一次、每次 200 字节计算，7 天缓存容量需求为：

$$C_{cache} = 20 \times \frac{24 \times 60}{15} \times 200 \times 7 = 1.93 \text{ GB} \quad (1)$$

32 GB 存储留有充足余量。网关提供 4 路 RS485、2 路以太网、1 路 4G 接口，防护等级 IP54，工作温度 -20°C 至 $+70^\circ\text{C}$ 。

边缘 AI 模型采用 ONNX 格式优化，模型大小 $< 10 \text{ MB}$ ，推理时间 $< 50 \text{ ms}$ ，CPU 占用率 $< 20\%$ 。80% 常规数据在边缘端完成分析。

云端平台采用 InfluxDB 时序数据库(写入速度 100 万点/秒)，Apache Flink 流处理(延迟 < 3 秒)，数据湖积累 1200 万条训练样本。AI 引擎包括负荷预测(Prophet + XGBoost)、故障诊断(知识图谱 + 深度学习)、节能优化(DQN 强化学习)三大模块。平台采用主备双活架构，故障切换时间 < 30 秒，可用性 $\geq 99.9\%$ 。

2.2. 负荷预测模型

负荷预测考虑历史负荷 $L(t)$ 、气象数据 $M(t)$ 、工作日标识 $D(t)$ 、楼层用途 F 等特征。短期预测(未来 4 小时)采用 LSTM，日前预测采用 XGBoost。LSTM 模型采用两层堆叠结构，每层包含 64 个隐藏单元，输入序列长度为 24 小时，特征维度为 10 维，涵盖了历史负荷、温度、湿度及日期类型等。训练时使用 Adam 优化器，初始学习率设置为 0.001，并采用早停法防止过拟合。XGBoost 模型的关键超参数包括：最大树深度为，学习率为，子采样比例。特征工程中，我们除了利用原始特征，还构造了时序特征如小时、是否为节假日等，并通过特征重要性分析确定历史负荷和气温为最具影响力的两个因子。模型的损失函数均采用平均绝对误差(MAE)。

模型评估采用平均绝对百分比误差 MAPE：模型评估采用平均绝对百分比误差 MAPE：

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t} \right| \quad (2)$$

其中， P_t 为实际负荷值， \hat{P}_t 为预测负荷值， n 为样本数量。

某项目 18 个月数据训练(训练集:测试集 = 8:2)，LSTM 短期预测 $MAPE = 4.2\%$ ，XGBoost 日前预测 $MAPE = 4.7\%$ ，均 $< 5\%$ 工程标准。为验证模型优越性，我们引入了 ARIMA 和支撑向量机(SVR)作为基准模型进行对比。在相同测试集上，LSTM 模型的 MAPE 相较于 ARIMA 模型降低了 1.8 个百分点，XGBoost 模型的 MAPE 相较于 SVR 模型降低了 2.5 个百分点。系统提前 2 小时预警变压器过载，某商场

通过负荷预测优化空调启停，提前 30 分钟关机利用热惯性，月节电 6.2%，折合电费 1.8 万元。

3. 故障诊断与协同控制

3.1. 多维度监测体系

系统建立了完善的多维度监测指标体系，针对不同类型设备设置差异化的监测参数和告警阈值。低压配电柜重点监测三相电流不平衡度，这是反映配电系统运行状态的重要指标。三相电流不平衡度的计算公式为：

$$\varepsilon = \frac{\max \{ |I_A - I_{avg}|, |I_B - I_{avg}|, |I_C - I_{avg}| \}}{I_{avg}} \times 100\% \quad (3)$$

其中， I_{avg} 为三相电流平均值，告警阈值设定为 $\varepsilon > 15\%$ 。当不平衡度超过这一阈值时系统自动触发告警，提醒运维人员及时处理。这种不平衡现象往往由单相负载分配不均或某相设备故障引起，长期运行会导致中性线过载和电气火灾隐患，必须及时排查并解决。

电流谐波畸变率 THD 是评估电能质量的关键参数，其计算公式为：

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n^2}}{I_1} \times 100\% \quad (4)$$

其中， I_1 为基波电流有效值， I_n 为第 n 次谐波电流有效值。当 THD 超过 5% 时触发告警，说明谐波污染严重，需要采取加装滤波器等措施进行治理。

变压器作为配电系统的核心设备，绕组温升是反映其健康状况的关键参数，告警阈值设置为 75 摄氏度。超过此温度说明散热不良或负载过重，需要及时处理以避免绝缘老化加速甚至发生烧毁事故。母线槽的接头是容易出现故障的薄弱环节，通过红外测温监测接头温度，当高于环境温度 35 摄氏度时说明接触电阻增大，存在过热隐患，可能导致接头烧蚀甚至引发火灾。电缆绝缘电阻的定期测试能够及时发现绝缘老化和受潮问题，告警阈值设为 0.5 兆欧，低于此值说明绝缘性能下降，存在漏电和短路风险。断路器动作次数的统计对于评估其机械寿命具有重要意义，当动作次数超过 5000 次时系统提示需要进行维护保养或更换，确保供电可靠性。配电系统关键设备多维度监测参数见表 1。

Table 1. Multi-dimensional monitoring parameters of key equipment in distribution systems
表 1. 配电系统关键设备多维度监测参数表

监测对象	关键参数	告警阈值	采样频率	响应时间
低压配电柜	三相不平衡度	$>15\%$	1 分钟	<30 秒
变压器	绕组温升	$>75^{\circ}\text{C}$	5 分钟	<1 分钟
母线槽	接头温度差	$\Delta T > 35^{\circ}\text{C}$	10 分钟	<2 分钟
电缆	绝缘电阻	$<0.5 \text{ M}\Omega$	每日	<5 分钟
断路器	动作次数	>5000 次	实时	即时

AI 故障诊断采用卷积神经网络(CNN)模型。该模型包含 3 个卷积层，其卷积核数量依次为 32、64 和 128，每个卷积层后接一个最大池化层进行下采样；之后连接两个全连接层，其节点数分别为 256 和 128。在全连接层中引入 Dropout 技术，丢弃率设置为 0.5，以增强模型泛化能力。模型使用 ReLU 作为激活函数，输出层采用 Softmax 函数进行故障的分类。训练时使用分类交叉熵作为损失函数，并采用 Adam 优化器进行参数更新。总参数量约 150 万个，在 GPU 上推理时间仅需 20 毫秒。系统能够识别过载、短路、

接地故障、谐波污染、三相不平衡、绝缘劣化、接触不良、电压波动、功率因数异常、温度过高等 10 类典型故障，识别准确率达到 92.3%，显著高于传统基于固定阈值判断的方法。

实际故障处理案例充分体现了 AI 诊断的价值。某项目运行中 AI 系统识别出某配电回路存在三相电流不平衡现象，具体表现为 C 相电流为 132 A，超过额定值 112 A 的 18%，而 A 相和 B 相电流分别为 98 A 和 105 A，明显偏低。系统自动生成工单并推送给运维人员，同时附带了详细的数据分析报告和处理建议。运维人员迅速到达现场检查，发现该回路供电的某楼层存在单相负载过度集中问题，大量办公设备和照明负荷集中连接在 C 相。通过将部分负载转移至 A、B 相，三相电流调整为 108 A、110 A、115 A，不平衡度降至 3.2%，成功消除了潜在的安全隐患，避免了可能发生的设备损坏和火灾事故。

另一个典型案例展现了 AI 预测性维护的能力。某变压器的温度监测数据显示出异常上升趋势，虽然当前温度 68°C 尚未达到 75°C 的告警阈值，但 AI 模型基于历史数据分析判断其温升速率为 0.8°C 每小时，远高于正常值的 0.2°C 每小时。模型预测 6 小时后将达到危险温度，于是提前 72 小时发出预警通知。运维人员根据预警提前安排了变压器的检修保养，检查过程中发现冷却风扇存在故障，转速下降了 40%，导致散热能力不足。及时更换冷却风扇后，变压器温度恢复正常运行水平。按照该商业综合体每小时停电损失约 2 万元计算，如果等到变压器过热跳闸再处理，至少需要停电 8 小时进行紧急维修，这次预防性维护避免了约 15 万元的经济损失，充分体现了 AI 预测性维护的巨大价值。

3.2. 多系统协同联动

多系统协同联动是楼宇智能化核心，需实现配电与消防、温控、照明子系统的数据融合与协同控制，以最大化智能化效能。

消防系统联动以生命安全为首要原则，采用工业自动化国际标准 OPC UA 协议对接消防主机。火灾报警触发后，配电系统 0.5 秒内切断非消防电源，避免电气线路因火灾损坏引发二次灾害与触电风险，同时强制启动消防水泵、排烟风机，自动接通应急照明指引人员疏散。供电可靠性通过双回路加 UPS 后备电源保障，确保消防设备持续供电 ≥90 分钟，符合 GB 50016《建筑设计防火规范》要求。

温控系统节能协同依托 AI 学习与预测能力，通过长期数据掌握建筑热惯性特征(混凝土结构建筑热惯性指标 D 值 5~8，温度变化滞后 5~8 小时)。夏季工况下，AI 系统基于热惯性判断，在下班前 30 分钟关闭空调，利用建筑围护结构蓄冷维持舒适温度至人员离开；同时结合会议室预约系统与人员移动传感器实时数据，动态调配负荷，识别空闲时段自动降低照明与空调负荷。某办公楼实测显示，该协同控制使夏季空调月均能耗从 183,500 千瓦时降至 151,800 千瓦时，节能率 18.7%，优于传统定时控制。

照明系统智能控制践行按需照明理念，采用探测距离 8~12 米、角度 110 度且灵敏度可调的被动红外 PIR 传感器检测人体移动，减少误触发。场景联动功能在下班时段检测到区域 15 分钟无人后自动关灯，光照补偿控制通过量程 0~10 万 lux、响应时间 <1 秒的自然光强度传感器，结合 0~10 伏调光接口动态调节灯具亮度，靠近窗户区域充分利用自然光。人体感应与定时调光策略结合，使走廊、车库、楼梯间等公共区域照明能耗降低 40%。

节能优化核心为基于强化学习的动态调度算法，将配电调度建模为马尔可夫决策过程：状态空间含当前负荷、电价时段等 50 维信息，动作空间含变压器投切等 100 个离散化控制选项，奖励函数经过精心设计，旨在综合优化运行成本与系统可靠性。其核心由三部分加权构成：能源成本(权重最高，取 0.6)、设备损耗成本(权重 0.2)以及停电惩罚项(权重 0.2)。智能体通过与环境交互，学习最大化累积奖励的策略。采用 3 层全连接神经网络的 DQN 算法，经 10 万次迭代收敛，系统运行成本降低 12%~15%。我们将该 DQN 算法与传统的基于规则的控制策略进行了对比。在为期三个月的试运行评估中，DQN 算法在运行成本降低幅度上比规则策略平均高出约 5 个百分点，并且在应对负荷突变的场景下表现出更强的鲁棒性。

峰谷电价优化依托分时电价政策, 配置 200 千瓦时磷酸铁锂电池储能系统(循环寿命 > 6000 次, 充放电效率 92%), AI 结合负荷预测与电价信息优化充放电策略, 某项目年节约电费 8.3 万元, 储能系统静态投资回收期 4.2 年。变压器经济运行优化则根据负荷动态调整并联运行台数, 低负荷时段退出部分变压器, 高负荷时段提前投入备用, 某项目经优化年节约电量 5 万千瓦时, 折合电费 3.4 万元。

4. 工程实施案例

4.1. 项目概况与系统部署

某商业综合体地上 26 层、地下 3 层, 建筑面积 12.8 万 m^2 , 含购物中心、写字楼、酒店等业态, 日均用电 1.1 万 kWh, 年电费 270 万元。改造涵盖 2 座 10/0.4 kV 变配电室、168 路低压回路。硬件配置包括 168 台 IoT 智能电表(800 元/台, Modbus RTU), 56 个温湿度传感器(200 元/个), 89 个烟感探头(150 元/个), 12 台工业级边缘网关(5000 元/台), 2 台 AI 服务器(8 万元/台, 64 核 128 GB, 主备冗余)。

网络采用星型加树型混合结构。现场设备通过 RS485 总线或 LoRa 连接网关, 每网关接入 ≤ 20 设备。网关通过单模光纤上联核心交换机, 数据中心配置防火墙和 VPN 网关实现安全隔离。应用层包括 LED 大屏(1920×1080)、双显工作站、移动 APP (iOS + Android)。实施周期 3 个月, 分硬件安装、软件调试、试运行优化三个阶段。

4.2. 运行效果评估

系统运行 9 个月后各项指标达到设计要求。数据采集成功率 99.6% (应采集 3650 万条, 成功 3635 万条, 丢失 0.4%), 系统可用性 99.8% (运行 6570 小时, 停机 13 小时含计划维护 10 小时), 告警准确率 94.1% (发出 523 次, 正确 492 次, 误报 5.9%)。误报主要集中在环境突变和设备启停瞬态过程, 通过优化算法参数得到有效控制。

节能效益方面(见表 2), 照明优化通过场景控制、光照补偿等手段, 月均能耗从 45,200 kWh 降至 28,600 kWh, 节能率 36.7%。空调协同控制结合负荷预测、最优启停策略, 月均能耗从 183,500 kWh 降至 151,800 kWh, 节能率 17.3%。其他负荷优化月均节约 4000 kWh, 节能率 4.0%。峰谷调度利用储能系统和可控负荷转移, 使电费降低 12.8%。综合节能率达 15.9%, 年节电 62.76 万 kWh。

Table 2. Comparison of energy-saving measures implementation effects for different load types in buildings

表 2. 楼宇各负荷类型节能措施实施效果对比表

节能措施	实施前(kWh/月)	实施后(kWh/月)	节能量(kWh/月)	节能率	年节约电费(万元)
照明优化	45,200	28,600	16,600	36.7%	13.4
空调协同	183,500	151,800	31,700	17.3%	25.6
其他负荷	99,900	95,900	4,000	4.0%	3.2
小计	328,600	276,300	52,300	15.9%	42.2
峰谷调度	-	优化用电时段	-	电费-12.8%	-
综合	年节电 62.76 万 kWh, 减排 CO ₂ 约 391 吨				42.3

运维效率显著提升。人工巡检从 2 次/天降至 1 次/周, 故障响应时间从 38 分钟缩短至 9 分钟, 人员配置从 5 人/班降至 2 人/班, 年节约人工成本 36 万元。

4.3. 经济效益分析

综合电价考虑峰谷平时段加权平均, 峰段 1.05 元/kWh 占 30%, 平段 0.65 元/kWh 占 50%, 谷段 0.35

元/kWh 占 20%，基本电费分摊后综合电价 0.674 元/kWh。年节约电费 42.3 万元，碳减排 391 吨 CO₂/年。

Table 3. Detailed comparison of investment and revenue for building intelligent power distribution monitoring systems
表 3. 楼宇智能配电监控系统投资与收益明细对照表

项目	金额(万元)	说明
初始投资		
硬件设备	82	电表、传感器、网关、服务器
软件平台	56	云平台、AI 算法、APP
施工安装	40	安装、敷设、调试
投资合计	178	
年度收益		
电费节约	42.3	62.76 万 kWh × 0.674 元/kWh
人工成本	36.0	减少 3 人 × 12 万元/人
设备寿命	8.0	维修更换成本降低 20%
收益合计	86.3	
年度成本		
云服务	3.2	托管 + 带宽
维保	2.8	升级 + 维修
耗材	0.8	传感器 + 线缆
成本合计	6.8	
年净收益	79.5	86.3 - 6.8
回收期	2.24 年	178 ÷ 79.5
15 年 NPV	435 万	贴现率 6%
IRR	38%	远高于社会平均

投资回收分析显示(见表 3)，系统建设投资 178 万元，年净收益 79.5 万元，静态投资回收期 2.24 年。采用净现值法，贴现率 6%，使用寿命 15 年，全生命周期净现值 435 万元，内部收益率 38%，远高于社会平均投资回报率，项目经济性良好。

4.4. 关键技术实施

非侵入式改造采用开口式 CT(精度 0.5 级)和霍尔传感器($20 \times 15 \times 10$ mm，精度 1%)，某老旧楼不停电完成 168 点位部署仅需 3 天，避免停电损失 16 万元。数据传输采用 ZSTD 压缩(压缩比 8:1)，日数据量从 2.4 GB 降至 300 MB，带宽需求从 20 Mbps 降至 2.5 Mbps。分级存储策略中，3 月内热数据存 SSD，3 月外冷数据存对象存储，成本降 80%。边缘缓存 7 天数据，网络中断 2 小时自动补传。

AI 模型优化采用迁移学习，基础模型 + 项目微调仅需 200 小时数据，训练从 72 小时缩短至 8 小时。褚旭强调 AI 模型需定制化调整[9][10]。主动学习标记低置信度样本(<80%)，3 个月累计 1200 个样本经专家复核反馈，准确率从 89% 提升至 92.3%。模型每月重训练(增量学习 4 小时)，持续适应用电模式变化。

5. 技术发展趋势

边缘智能化是未来发展重要方向。史洁丽指出计算能力向边缘迁移是必然趋势[11]。预计 2027 年边

缘 AI 算力占比从 15% 升至 40%，智能断路器内嵌芯片可实现毫秒级故障保护。碳管理功能集成响应双碳战略。吕辉强调能源管理需向碳管理转型[12]。系统配置碳排放系数实时计算碳排放，不同时段碳强度差异显著，白天新能源充足时 0.4 kg CO₂/kWh，夜间火电占比高时 0.8 kg CO₂/kWh，优化用电时段可显著降低碳排。2030 年碳达峰目标下公共建筑碳管理将成刚需。人机协同决策确保系统可靠性。王晓军指出人机协同结合 AI 计算能力和人的判断力[13]。可解释 AI 输出诊断依据和置信度，运维人员信任度从 65% 升至 88%，建议采纳率从 42% 升至 79%。数字孪生技术提供虚拟仿真能力，改造方案可在实施前虚拟验证。某项目仿真不同储能配置，确定 200 kWh 方案投资回报最优(比 100 kWh 高 35%，比 300 kWh 高 18%)。跨建筑数据融合将实现区域级能源优化，分布式储能片区调度利用率提高 40% 以上。

6. 讨论

本研究成功设计并验证了一种物联网与 AI 协同的楼宇智能配电监控系统，其在商业综合体案例中展现出的节能与运维效益是显著的。然而，在肯定其价值的同时，也需客观地审视其局限性、推广的挑战并对结果进行更深层次的解读。

首先，本研究存在一定的局限性。最主要的局限在于案例的单一性，目前的验证仅基于一个大型商业综合体。不同类型的建筑(如医院、学校、数据中心或轻型工业厂房)其负荷特性、运行时间和对供电可靠性的要求存在巨大差异。其次，为期 9 个月的评估周期虽然能说明系统的短期效能，但尚不足以全面评估系统及 AI 模型在更长周期(如 3~5 年)内，面对设备老化、用电模式变迁时的长期适应性与稳定性。此外，当前系统的经济效益分析未充分考虑未来电价波动和 AI 模型持续训练所带来的云计算成本，这可能会对长期投资回报率的预估产生一定影响。

基于上述局限性，在向其他类型建筑推广本技术方案时，将面临诸多挑战并需要进行针对性调整。挑战主要体现在三个方面：一是技术适配性，例如医院的 ICU 等区域对供电连续性要求极高，任何控制策略都必须在绝对保障生命安全的前提下制定；二是数据基础，许多存量建筑缺乏足够的历史数据，这将为 AI 模型的初期训练带来困难；三是初始投资门槛，对于预算敏感的建筑类型，高昂的初始投资可能成为推广的障碍。为此，必要的调整包括：采用迁移学习技术，利用在商业综合体上预训练的模型，辅以目标建筑的少量数据进行快速微调，以降低对数据量的需求和模型训练成本；针对不同建筑的功能优先级，重新设计和加权奖励函数，例如在医院场景中，供电可靠性惩罚项的权重应远高于能源成本；提供模块化的解决方案，允许业主根据预算和需求，分阶段实施系统功能。

最后，对本研究取得的节能结果进行更深层次的解读是富有意义的。从表 2 可以看出，照明优化的节能贡献率(36.7%)远高于空调协同(17.3%)和其他负荷(4.0%)。这一差异的主要原因在于改造前照明系统的控制策略最为粗放，存在大量“长明灯”现象，因此通过简单的按需照明和光感控制即可获得立竿见影的节能效果，其节能潜力易于挖掘且技术门槛相对较低。而空调系统的节能则更为复杂，涉及建筑热惯性、气象预测和人员行为等多重动态因素，优化难度更大，但其因能耗基数大，节能量绝对值最高。这启示我们，在推广此类系统时，可优先实施技术成熟、投资回报快的照明控制，再将收益投入更为复杂的空调系统优化中，形成良性循环。

7. 结论

本文设计了融合物联网与 AI 的楼宇智能配电监控系统，采用三层架构实现全面感知和智能决策。负荷预测 MAPE 低于 5%，故障诊断准确率达 92.3%，多系统协同使综合节能率达 15.9%。某 12.8 万平方米商业综合体案例显示年节电 62.76 万千瓦时、节约电费 42.3 万元、减排 CO₂ 391 吨，投资回收期 2.24 年，15 年净现值达 435 万元，内部收益率为 38%。非侵入式改造、数据压缩分级存储、迁移学习主动学

习等技术创新使系统具有良好适用性，研究为存量建筑改造提供了可行方案，对建筑领域节能降碳具有实际应用价值。

参考文献

- [1] 赵平洋. 基于物联网技术的智慧楼宇直流配电智能监控方法[J]. 电工技术, 2023(11): 216-218, 221.
- [2] 袁振邦. 基于 AI 大模型技术的新能源发电功率预测优化方法及系统[J]. 中国高新科技, 2024(16): 85-87.
- [3] 李硕, 张建国, 白泉, 等. AI 赋能园区降碳潜力分析研究[J]. 中国能源, 2022, 44(6): 11-18.
- [4] 徐丹, 曾宇, 孟维业, 等. AI 使能的 5G 节能技术[J]. 电信科学, 2021, 37(5): 32-41.
- [5] 龙惟定. 人工智能技术在建筑能源管理中的应用场景[J]. 建筑科学, 2021, 37(2): 127-136, 145.
- [6] 程乐峰, 余涛, 张孝顺, 等. 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 15-31.
- [7] 杜明芳. 建筑能源互联网及其 AI 应用研究[J]. 智能建筑, 2018(3): 47-49, 58.
- [8] 王云侯. AI + 工业互联网缓解能源供需矛盾[N]. 中国信息化周报, 2021-11-22(011).
- [9] 杜明芳. AI + 智慧建筑研究[J]. 土木建筑工程信息技术, 2018, 10(3): 1-6.
- [10] 褚旭. 物联网 + AI: 社区小空间智能化设计应用[J]. 住宅与房地产, 2024(25): 80-82.
- [11] 史洁丽. AI 和移动物联网技术在智慧社区中的应用[J]. 数字技术与应用, 2020, 38(2): 67-68.
- [12] 吕辉. 楼宇智慧用能与综合能源服务[J]. 电气时代, 2020(8): 28-31.
- [13] 王晓军. 基于 AI 识别和物联网的住宅安防系统[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(14): 118-120.