

人工智能融合电气智能化的楼宇公共区域能耗统计基础研究

马红丽

上海杉达学院工程学院，上海，200120；

摘要：本文围绕楼宇公共区域能耗统计展开，阐述其定位高能耗环节、预测能源需求、制定碳减排目标的核心意义。重点介绍 AI 融合电气智能化的统计策略：通过全维度传感器布局（适配回路参数、分布式部署）与低时延传输（工业以太网+LoRa）构建数据基础，依托小波变换、LSTM 完成数据预处理，用 GBDT、Transformer 模型优化统计并经交叉验证保障精度。最后展望，未来将结合 5G、边缘计算实现跨区域协同，推动能耗统计向“智慧调控”跨越，助力楼宇低碳运营。

关键词：人工智能；电气智能化；楼宇；公共区域；能耗统计

DOI：10.64216/3080-1508.26.01.057

引言

当前楼宇公共区域能耗占总能耗 30%~50%，传统粗放管理既难精准定位高耗环节，也无法为碳减排提供可靠数据支撑。随着智慧城市推进，AI 与电气智能化融合成为能耗统计的改进方向。本文先分析能耗统计的关键意义，再提出全维度数据采集、AI 驱动数据处理与模型优化的具体策略，旨在解决传统统计中数据误差大、时序错乱的痛点，为楼宇实现精准能源管理与科学低碳运营提供实践支撑。

1 楼宇公共区域能耗统计的意义

1.1 定位高能耗环节

楼宇公共区域能耗统计是对建筑内的电梯、照明、空调、给排水等公共设施能源消耗进行系统性监测、记录和分析的过程，借助精准统计并结合分项统计的方式，能够快速定位高能耗环节。例如，若发现公共区域照明能耗占比过高，可进一步分析该现象是否由开关老化、控制方式不合理或采光利用不足等因素导致。基于数据反馈结果，可针对性调整设备运行策略，如通过分时段控制照明、优化空调温度设定等方式，摒弃一刀切式的粗放管理模式，从而实现资源的精准配置。

1.2 能源消耗预测

公共区域能耗通常占楼宇总能耗的 30%~50%，通过统计数据驱动节能改造工作，不仅可显著降低电费支出，还能通过持续监测能耗趋势来预测未来的能源需求，辅助制定科学的预算计划，有效避免因能耗波动引发的运营风险。

1.3 制定碳减排目标

除此之外，公共区域能耗是楼宇碳排放的主要来源之一，相关单位通过计算能耗数据并将其转化为碳排放量，能够为楼宇制定碳减排目标提供坚实的数据支撑，

并且通过公开能耗数据与节能成果，可有效提升楼宇在租户、投资者和公众中的环保形象，进一步增强其市场竞争力。

2 人工智能融合电气智能化的楼宇公共区域能耗统计策略

2.1 全维度电气数据实时采集，构建能耗统计基础层

在设计端，依托人工智能融合电气智能化的楼宇公共区域能耗统计工作，为实现对感知层的构建与打造，不仅需要将多源异构数据进行有效融合，还需开展高精度同步采集，以全面感知电气运行状态并实现动态映射，最终为后续开展能耗分析、异常诊断及优化控制提供可靠的数据源。

2.1.1 传感器布局

相关单位需构建覆盖楼宇公共区域所有电气回路的传感器网络，其中，技术人员需根据回路的具体类型选择适配的电流互感器、电压传感器及功率分析仪，同时必须确保传感器的量程与回路额定参数相匹配，以保障测量数据的准确性。基于此，采用分布式部署架构将传感器就近安装于配电箱或设备控制柜内部，以此减少线路损耗对测量精度的影响；这一过程中，还需为每个传感器配置唯一标识，并与楼宇能源管理系统进行 IP 地址绑定，确保数据采集时能够精准关联至具体回路与设备，避免因标识混淆导致数据错误或丢失问题。

某商业楼宇运营管理单位在传感器布局环节，首先组织技术人员对楼宇公共区域的所有电气回路进行逐一梳理，明确电梯机房主回路、地下车库照明回路、中央空调室外机供电回路、公共走廊应急照明回路等 12 类关键回路的具体参数，随后根据不同回路的类型与额定参数选择适配的采集设备——对于额定电流为 380A 的电梯机房主回路，选用量程为 0~500A 的高精度电流

互感器（型号：安科瑞 AKH-0.66/K-500A）；对于输出电压稳定在 220V 的公共走廊应急照明回路，搭配精度等级为 0.2 级的电压传感器（型号：宇通 YT-VA01）；对于需同时监测功率因数与瞬时功率的中央空调室外机供电回路，则安装多功能功率分析仪（型号：德力西 CD194E-9S4），确保所有传感器的量程与回路额定参数完全匹配以保障测量数据准确性。同时，该单位采用分布式部署架构，将电梯机房的电流互感器就近安装在机房内的配电箱侧壁，将地下车库照明回路的电压传感器嵌入照明控制柜内部，这种安装方式能有效缩短传感器与测量点的线路距离，减少线路损耗对测量精度的影响；在此过程中，技术人员还为每个传感器分配唯一标识，如“DT-01-CT”代表 1 号电梯机房主回路电流互感器、“CK-05-VS”代表 5 号地下车库照明回路电压传感器，并将这些标识与楼宇能源管理系统的 IP 地址一一绑定，其中“DT-01-CT”绑定的 IP 地址为“192.168.3.102”，“CK-05-VS”绑定的 IP 地址为“192.168.3.108”，确保数据采集时能精准关联至具体回路与设备，避免因标识混淆导致数据错误或丢失。

2.1.2 数据传输

在传输层面，相关单位要建立起低时延、高可靠性的通信网络以支撑实时采集需求，其中可采用工业级以太网或无线 LoRa 技术构建主干传输通道。其中，有线网络用于连接固定安装的传感器，无线网络则作为移动

设备或临时监测点的数据传输补充；针对数据量较大的功率信号，可采用压缩编码算法以降低传输带宽的占用率，同时通过时间同步协议，确保所有传感器数据在能源管理系统（EMS）中的时间戳保持一致，避免因时钟偏差导致能耗统计出现时序错乱问题。

在实践环节，上述单位建立起低时延、高可靠的通信网络：以工业级以太网（型号：西门子 SCALANCE X204）作为主干传输通道，连接所有固定安装的传感器，如电梯机房的电流互感器、中央空调室外机的功率分析仪等，这类传感器产生的数据通过网线直接传输至能源管理系统服务器，传输速率稳定在 100Mbps；同时，采用无线 LoRa 技术（模块型号：Semtech SX1278）构建补充传输网络，覆盖顶楼临时排风设备监测点、裙楼临时施工用电监测点等移动或临时场景，无线网络的传输距离可达 1.5 公里，且能穿透 3 层混凝土墙体，确保临时监测点数据不丢失；针对功率分析仪产生的每 5 分钟 1 次、单次大小为 2MB 的功率信号数据，技术人员在传感器端嵌入 LZ77 压缩编码算法，将数据压缩至 0.8MB 后再进行传输，大幅降低传输带宽占用率；此外，通过在能源管理系统（EMS，型号：施耐德 EcoStruxure）中部署网络时间协议（NTP），使所有传感器的时钟与 EMS 服务器时钟保持同步，时间戳偏差控制在 ±10ms 以内，彻底避免因时钟偏差导致能耗统计出现时序错乱的问题（图 1 所示）。

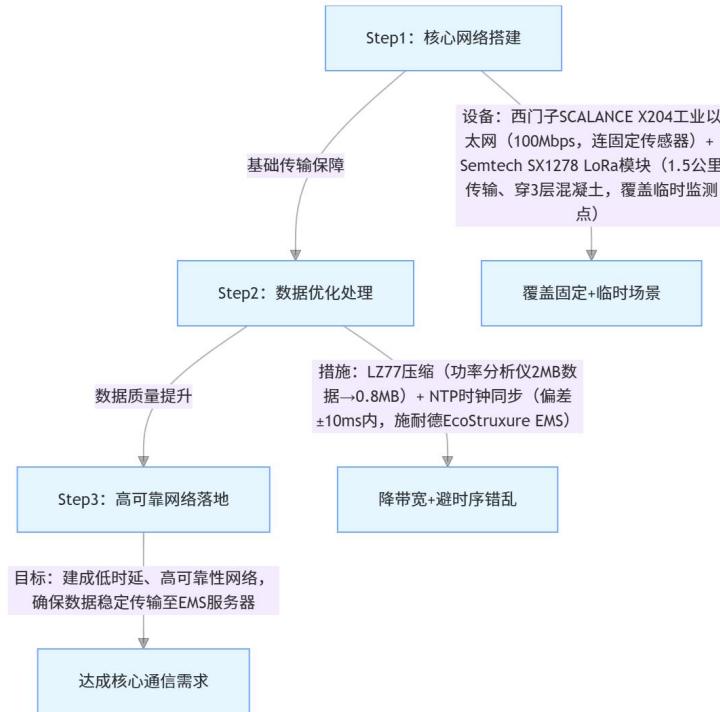


图 1：数据处理链路

2.2 AI 驱动的数据预处理与特征工程策略提升统计准确性

AI 驱动的数据预处理工作，需以消除原始电气数据中的噪声、缺失值及异常值为核心目标，通过融合机器

学习算法与领域知识构建数据检测与清洗框架。

2.2.1 数据整合

相关单位要针对传感器采集过程中因电磁干扰或通信故障产生的随机噪声，采用基于小波变换的时频联合分析方法，通过将数据分解至多尺度小波域，并利用阈值函数滤除高频噪声分量，同时保留能耗信号的突变特征。而对于系统性测量偏差，需结合历史数据训练线性回归模型，以正常工况下的电压、电流数据作为输入，动态校准当前测量值，确保数据与真实物理量的误差控制在0.5%以内。针对数据缺失的问题，需结合时间序列的连续性与设备运行的周期性特征，采用基于长短期记忆网络（LSTM）的趋势插补方法，通过学习历史能耗数据的持续依赖关系，生成与原始数据分布特征一致的补全值，避免因简单均值填充导致的统计偏差。

2.2.2 特征工程构建

在特征工程构建环节，相关单位要从原始数据中提取能够反映设备能耗行为的关键特征，为后续统计模型提供高信息密度的输入特征。其中，需从时域、频域及统计域三个维度构建特征集：时域特征包括均值、方差、峰值等基础统计量，以及能够反映设备启停状态的斜率变化率；频域特征则通过快速傅里叶变换（FFT）将时域数据转换至频域，提取主导频率及其幅值以识别设备运行模式；统计域特征则基于设备能耗的历史分布情况，计算偏度、峰度等高阶矩，以及能耗波动的自相关系数，以此捕捉设备运行的稳定性特征。还需引入设备运行状态标签（如运行、待机、故障）作为监督信号，借助特征选择算法筛选出与能耗具有强关联性的特征子集，以降低特征维度并提升模型训练效率。

2.2.3 AI 模型的优化

AI模型的优化还需聚焦于特征与能耗统计目标之间的非线性映射关系，相关单位可通过集成学习与深度学习技术提升模型泛化能力：针对能耗统计中常见的多设备耦合问题，可采用基于梯度提升决策树（GBDT）的预测模型，通过组合多个弱学习器以捕捉设备间的交互影响，并借助正则化项防止模型出现过拟合现象；对于时序依赖性较强的能耗数据，则构建Transformer模型，通过自注意力层动态分配不同时间段特征的权重，强化模型对关键时段能耗模式的识别能力。

2.2.4 交叉验证

在模型训练过程中，还需通过交叉验证策略划分训练集与测试集，并借助网格搜索优化超参数（如学习率、树深度等），确保模型在未见数据上的均方误差（MSE）低于预设阈值。最终需将训练好的模型部署至楼宇的能源管理系统，通过实时输入特征以输出分层能耗统计值，

并持续监控模型预测误差，当误差超过阈值时，自动触发模型重训练流程，以保障模型的持续有效性。

3 楼宇公共区域能耗统计的未来发展展望

从技术层面来看，全维度数据采集将实现更极致的覆盖与精度。未来传感器网络不仅会延伸至楼宇公共区域的微小能耗设备，还将结合物联网技术实现跨楼宇、跨区域的协同感知，甚至与城市能源管网数据互通，构建更宏观的能源监测体系。数据传输方面，5G技术与边缘计算的结合将进一步降低时延，实现毫秒级数据响应，同时量子加密技术的引入能为能耗数据安全提供更强保障，避免数据泄露或篡改风险。

在AI模型应用上，未来将突破单一能耗统计的局限，向“统计-预测-调控-反馈”全闭环演进。AI模型不仅能精准预测短期能耗需求，还能结合天气、租户人流、节假日等多维度数据，制定动态化的节能策略，例如自动调整不同时段的照明显亮度、空调运行功率，甚至实现设备的自主启停与故障预警。此外，多模型融合将成为趋势，GBDT模型与Transformer模型的协同应用，能同时兼顾多设备耦合关系与长时序能耗规律，让能耗统计从“被动记录”转向“主动优化”。

4 结束语

总体来说，本文提出的AI融合电气智能化的能耗统计策略，不仅突破了传统统计依赖人工、精度有限的局限，更构建了“采集-处理-统计-优化”的完整体系，实现从“被动记录”到“主动优化”的转变。

参考文献

- [1] 夏晶,于丹阳.碳普惠下城市出行能耗与碳排放统计策略研究[J].交通世界,2024,(32):11-13.
- [2] 胡洁.对GB16780-2021标准应用及水泥企业能耗统计核算的探讨[J].中国水泥,2024,(11):50-53.
- [3] 黄金彪,冉飞.智能化技术在电气工程自动化控制中的应用[J].电工技术,2024,(S2):147-149+152.
- [4] 王福宁.智能化技术在电气工程及其自动化控制中的应用分析[J].流体测量与控制,2024,5(06):15-17+22.
- [5] 张晓强.智能化技术在电气自动化控制中的应用研究[J].工程技术研究,2024,9(22):61-63.

上海市重点课程“楼宇管理综合实训”A020201.23.60
4

上海市重点教改项目：基于产教融合的建筑智能领域现代职业能力与专业培养的创新模式研究（竞争性项目）A020203.23.014