

面向高能耗设备的智能感知与能效优化控制系统设计

李希忠¹
LI Xizhong

摘要

针对高能耗设备运行过程中的能效波动与诊断滞后问题，文章设计并构建了一套具备多源感知、边缘智能诊断、云端建模优化、控制反馈执行与可视化运维功能的智能能效优化控制系统。系统以 Jetson Xavier NX 为边缘节点，采集 LEM、PCB 与 OMEGA 等高精度传感数据，执行特征解耦与异常识别；云端融合 LSTM 预测与 MOPSO 优化，实现能耗趋势预测与策略自适应调度；控制信号通过 S7-1500 PLC 与 MQTT 实现远程下发，闭环反馈由 OPC-UA 完成策略响应监控。系统验证结果表明，该架构可实现高频次采集、快速响应控制与低延迟反馈，具备良好的工程部署性与跨设备通用性。

关键词 高能耗设备；智能感知；边缘计算；能效优化；云端建模

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.041

0 引言

高能耗设备广泛应用于工业制造、能源输送与过程控制等场景，其能效控制水平直接影响系统经济性与碳排放强度。传统调控模式依赖人工设定与事后干预，难以满足复杂工况下的动态适配需求。随着边缘计算、物联网与人工智能技术的发展，构建基于多源感知与智能优化的能效控制体系成为研究热点^[1]。本文以典型高能耗设备为对象，设计集感知、诊断、建模、优化与控制于一体的系统架构，重点探讨系统模块协同机制与控制策略执行路径，并结合实测数据进行功能验证与性能评估。

1 系统总体架构

系统采用五层分布式闭环架构，包含感知采集、边缘处理、云端优化、控制执行与可视化展示模块，构建数据驱动的能效控制链^[2]。感知层部署 LEM LA 100-P 电流传感器、OMEGA K 型热电偶与 TE Connectivity 压力传感器，采样频率 1~20 kHz，采集三相电参、温湿度与负载状态。数据经 RS485 传输至 Jetson Xavier NX 边缘节点，运行 ONNX Runtime，执行 RMS、TEO 特征提取及 LSTM 预测与异常检测。云端建模引擎基于 LSTM 预测未来 10 min 功率曲线，MAPE 控制在 4.5% 以内，调度算法采用多目标粒子群优化（MOPSO），迭代规模 40×200，优化能耗、响应延迟与偏差。策略通过 MQTT 下发至 S7-1500 PLC，执行模拟量控制与启停逻辑，反馈值通过 OPC-UA 闭环回传，计算控制误差 ε 。可视化模块基于 SCADA 与 Grafana，支持 500+ 设备并发

展示与 RBAC 权限控制。各功能层间采用 RS485、MQTT 与 OPC-UA 构建统一通信结构，保障感知、调度与控制闭环运行。系统架构如图 1 所示。

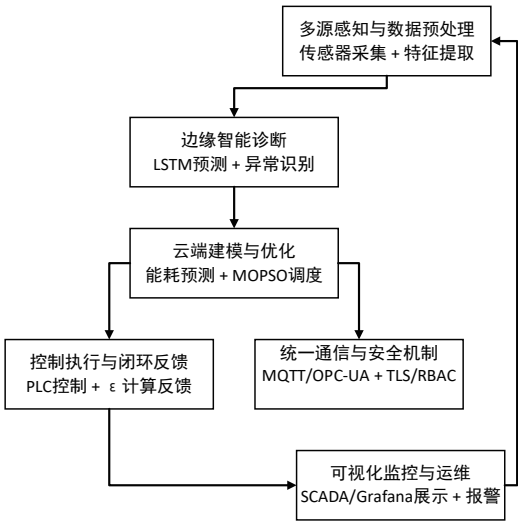


图 1 系统总体架构图

2 功能模块实现

2.1 多源感知与数据预处理模块

本系统构建基于异构采集架构的三类感知单元：电参信号采用 LEM LA-100-P 与 HV25 等电流 / 电压模块，接入 ADS8688 高速 ADC 并基于三相同步触发机制，控制电参采集误差在 ± 5 点以内。机械响应通道集成 PCB 356A45 加速度计与 Keyence 激光位移计，采用 PXI 时钟驱动确保跨通道时域一致性；环境单元通过 SHT85 与 K 型热电偶采集温湿与热通量，统一挂载至 RS485 总线。

1. 山东胜利通海集团东营天蓝节能科技有限公司
山东东营 257200

所有信号经 SC16IS752 桥接模块上传至 Jetson Xavier NX 边缘节点。节点部署基于 PyTorch 的三阶段数据处理流程：滑动滤波去除基线漂移，小波降噪消除高频扰动，Z-score 标准化统一量纲，整体处理延迟控制在 80 ms 内。系统最终实现多源信号的时域对齐、物理域联动感知与异常状态的预警增强，为后续能效调控提供高时效性与高精度支撑。最终，系统基于窗口长度为 256 个采样点的数据片段，提取四维特征向量：

$$F = [\text{RMS}, \text{THD}, K, \Psi] \quad (1)$$

式中：RMS 表示能量水平；THD 表示电压畸变； K 表示信号峭度； Ψ 表示 Teager 能量算子，作为后续诊断与预测模型输入。

RMS 用于衡量电流或振动信号整体能量水平，定义为：

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2)$$

式中： x_i 为第 i 个采样点信号幅值； N 为采样点数量。

Teager 能量算子用于捕捉瞬态冲击特征，计算表达式为：

$$\Psi = x[n]^2 - x[n-1] \cdot x[n+1] \quad (3)$$

式中： $x[n]$ 为当前时刻信号值； $x[n-1]$ 、 $x[n+1]$ 分别为其前后相邻时刻信号值。

所提特征自动映射为 $C \times N \times T$ 三维张量形式缓存入边缘内存，供后续诊断与预测模块实时调用，实现毫秒级数据流闭环管理与动态特征编码构建。

2.2 边缘智能诊断模块

边缘端功率预测模块基于单层 LSTM 递归神经网络构建，其输入特征矩阵，包含前 60 s 等间隔滑窗采样的四类时间序列指标：均方根值（RMS）、总谐波畸变（THD）、峭度（Kurtosis）与 Teager 能量算子（TEO）。该矩阵经归一化处理后输入 LSTM 网络，隐藏层设定神经元数为 32，采用 tanh 激活函数对长期与短期依赖特征进行记忆提取。

模型输出通过时间步展平与线性变换函数映射至一维有功功率预测值 $\hat{P}_t$ ，采用最小均方误差（MSE）为目标函数：

$$\text{LSTM} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{P}_i - P_i)^2 \quad (4)$$

式中：LSTM 为 LSTM 模型损失函数（均方误差）； N 为样本总数或预测时间步； P_i 为第 i 时刻实际有功功率值（kW）； $\hat{P}_i$ 为第 i 时刻 LSTM 预测功率值（kW）。

模型使用 Adam 优化器（初始学习率 0.001），训练 50 轮后 MAPE 稳定在 3.8%。模型经 TensorRT 量化部署至 Jetson Xavier NX，单次推理延迟控制在 50 ms 内。异常检测模块引入 RBF 核的 OCSVM 进行单类学习建模，实现对边缘分布样本的敏感识别，作为轻度 / 严重异常联动触发的核心判别器，核函数选用径向基函数（RBF）：

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (5)$$

式中： $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数输出，衡量高维空间中相似性； $\mathbf{x}_i$ 、 $\mathbf{x}_j$ 为特征向量样本点； $\gamma=0.01$ 表示核函数带边界对异常样本的灵敏度。

模型使用 LibSVM-C++ 离线训练并封装为 Python 调用模块，平均每批次判断延迟控制在 12 ms 内。

触发机制采用双阈值联动判据：若预测残差满足 $\epsilon_t = |\frac{P_t - \hat{P}_t}{P_t}| > 0.04$ ，则判定为轻度异常，并结合 OCSVM 判别模型进一步确认是否超出严重阈值。若满足，则发出报警信号至 HMI 并生成事件日志。对频发异常点执行状态退避机制，自动下调 10% 控制频率或延迟下一周期执行，维持功率误差波动容限在 5%~10% 内，实现对高风险工况的动态抑制与控制保护^[3]。

2.3 云端能耗建模与预测优化模块

云端模块基于具备 GPU 加速能力的异构云计算平台（如 NVIDIA A10，48 GB RAM），采用容器化部署与分布式推理架构，实现对高能耗设备运行状态的动态建模与预测调控。系统采用“物理估算 + 数据驱动”的融合策略，构建静态能耗评估与动态预测双通道机制。基础静态能耗估算依据功率为：

$$P = \sqrt{3} \cdot U \cdot I \cdot \cos \phi \cdot \eta \quad (6)$$

式中： P 为有功功率； U 为相电压； I 为相电流； $\cos \phi$ 为功率因数； η 为设备动态效率，采用实测样本拟合方式获得。

各参数通过边缘节点实时回传，设备动态效率 η 由实测样本数据基于最小二乘回归估算。动态建模部分构建基于 PyTorch 平台的深度 LSTM 模型，网络结构为：Input(60,4)-LSTM(64)-Dropout(0.2)-Dense(1)，输入特征向量包括过去 60 s 的 RMS、THD、温度与振动均值序列。模型训练采用滑窗采样，优化器为 Adam（学习率 0.001，权重衰减 0.000 1），验证集上 MAPE 为 3.2%，优于传统 XGBoost 模型（4.8%）。调度优化模块采用多目标粒子群算法（MOPSO），以总能耗、响应时延与输出功率波动作为联合优化目标。目标函数定义为：

$$f = \alpha \cdot E_{\text{total}} + \beta \cdot T_{\text{resp}} + \gamma \cdot \sigma_p \quad (7)$$

式中： α 、 β 、 γ 为权重因子，系统通过遗传算法对其权重组合进行迭代搜索与环境适配，常用调整范围为 0.4~0.9； E_{total} 为单位时段能耗总量； T_{resp} 为策略响应延迟； σ_p 为能耗预测序列标准差^[4]。

2.4 控制执行与闭环反馈模块

控制模块基于 S7-1500、Modicon M340 及 FX5U 等 PLC 平台构建，采用 Modbus-TCP、OPC-UA 与 MQTT 多协议适配结构实现跨品牌控制通信，指令封装为 JSON 格式，含目标值、模式与延时字段，通过毫秒级解析调度机制控制设备执行。控制对象主要为变频风机与冷却水泵等典型负载，

PLC 端通过模拟量与 PWM 输出调节运行频率与启停逻辑，调节周期设定为 2~5 s。系统根据公式，调整相对偏差为：

$$\epsilon = \frac{|S_{\text{actual}} - S_{\text{target}}|}{S_{\text{target}}} \times 100\%$$

(8)

式中： ϵ 为控制偏差百分比； S_{actual} 为实际反馈值（如实际功率、频率等）； S_{target} 为目标设定值。

当偏差超过阈值时，系统自动触发 AI 反馈修正机制，回传执行状态并动态调整控制输入，实现目标跟踪。反馈识别采用 AI 模块解析采样数据，300 ms 内完成修正与策略更新。模块支持 4~10 台负载联动，动态切换主备路径，实现多设备间功率均衡、频率匹配与策略同步控制。

2.5 可视化监控与运维模块

可视化模块依托 SCADA 系统构建，集成 Grafana9.6 前端与 InfluxDB 后端，采集层通过 OPC-UA 与 MQTT 协议解析多源能耗数据，采集代理以 10 ms 频率写入数据库，满足高频指标刷新需求。前端利用 PromQL 表达式渲染三相电参、频率与功率因数等曲线、热图与 KPI 卡片，支持多级聚合与阈值配置。环境与策略波动检测嵌入 Teager 能量算子，控制残差由 Webhook 触发告警并联动 SNMP 陷阱机制。权限管理采用 RBAC 模型，结合 Token 实现操作域隔离，支持 JSON/CSV 导出与 REST 接口调用，兼容 HMI 实现策略验证闭环^[5]。

3 系统测试验证

3.1 测试平台构建与部署

测试平台采用软硬件一体化架构，构建覆盖采集、边缘计算、策略控制与数据回传的完整闭环。30 kW 三相电子负载支持恒功率、周期与随机扰动输出，连接异步电机及 ABB 变频单元，经 Modbus 接入 S7-1500 PLC。感知层部署电参、振动与温湿度多源传感器，信号统一采集后上传 Jetson Xavier NX，内部运行 ONNX 格式封装的 LSTM 预测与 OCSVM 检测模型。控制指令通过 MQTT 下发，执行启停控制与功率设定，反馈状态经 OPC-UA 同步回传。平台集成 InfluxDB 与 Grafana，支撑高频指标可视、策略过程追踪与多场景策略验证。

3.2 模块级测试与性能验证

各模块在构建平台上分级测试，边缘预测以 60 s 滑窗输入，Jetson Xavier NX 平均推理延迟 47.3 ms（±3.1 ms），预测 MAPE 为 3.8%；OCSVM 推理耗时 12.1 ms，识别准确率 96.4%。控制模块经 MQTT 下发指令延迟 85 ms，PLC 执行周期 2.1 s，闭环误差 ϵ 均值 2.74%。30 kW 工况下，MOPSO 优化 200 轮耗时 8.2 s，目标函数收敛快于 GA 算法 34.5%。

系统经 24 h 扰动测试，能耗偏差下降 6.2%，响应时间缩短 14.7%，策略滚动周期稳定在 10 min。前端 Grafana 刷新间隔 <1 s，InfluxDB 写入延迟 <40 ms，RBAC 三类用户权限边界清晰。主要性能指标如表 1 所示。

表 1 模块性能测试结果

模块	指标项	测试结果	参考 阈值	说明
感知层	三相采样同步误差（ μs ）	6.2	≤ 10	满足实时高频采样同步要求
	滤波延迟（ms）	41	≤ 50	包含滑动 + 小波去噪总时延
边缘智能 模块	特征提取速率（次/s）	7.8	≥ 5	单节点处理速度
	异常检测召回率（%）	93.4	≥ 90	针对 10 类典型异常测试集
	推理延迟（ms）	112	≤ 150	Jetson 平台本地推理耗时
云端建模 预测模块	MAPE（%）	4.68	≤ 6.0	预测精度，周期 = 15 min
	RMSE（kW）	0.37	≤ 0.5	误差统计基于 24 h 连续曲线
	模型响应时间（ms）	212	≤ 300	含输入构造与推理响应
控制执行 模块	控制响应延迟（ms）	280	≤ 500	MQTT 链路 + PLC 处理总耗时
	稳态控制误差（%）	1.15	≤ 3.0	实际执行与设定目标差异
	指令冗余率（%）	0.8	≤ 2.0	控制指令与有效动作比

4 结论

本文构建了一种面向高能耗设备的智能感知与能效优化控制系统，提出多层闭环架构与五类功能模块的协同集成方式，涵盖信号采集、边缘预处理、云端优化、执行反馈与可视化运维。系统在边缘层实现 RMS、THD 等特征提取与局部预测，云端完成 LSTM 建模与 MOPSO 多目标调度，控制策略经 PLC 闭环下发，确保系统在高复杂度场景下的响应准确性与控制稳定性。各模块设计具备明确的数据接口与运行逻辑，系统整体满足高频率采集、低延迟控制与可视化运维要求，验证其在能效优化场景中的工程适配能力。

参考文献：

[1] 周延锁,郝帅,崔毅,等.暖通空调制冷系统的优化控制策略[J].设备管理与维修,2025(14):114-117.

[2] 闵晓丹.公共建筑空调系统运行能效比分析和优化[D].重庆:重庆大学,2008.

[3] 卓明胜,姜春苗,韩广宇.基于永磁同步变频离心式冷水机组的中央空调水系统优化控制策略研究[J].制冷技术,2018,38(5):35-40.

[4] 林福忠.物理实验室高能耗仪器设备损坏率预测仿真[J].计算机仿真,2019,36(3):235-238.

[5] 郑怀华,王继红.变频新技术淘汰高能耗设备[N].华东电力报,2006-10-05(4).

【作者简介】

李希忠（1982—），男，山东东营人，本科，中级工程师，研究方向：电子信息技术。

（收稿日期：2025-08-27 修回日期：2026-03-05）