算电协同场景下数据中心储能充放电策略研究

Research on Charging and Discharging Strategies for Energy Storage in Data Centers under Computing-Electricity Coordination Scenarios

杜开明，何　健（联通数字科技有限公司，北京 100085）
Du Kaiming，He Jian（China Unicom Digital Technology Co.，Ltd.，Beijing 100085，China）

摘　要：
为解决数据中心负荷波动与分时电价机制下储能充放电的经济性与可靠性问题，对确定性策略和预测型策略2类储能充放电策略进行了分析。确定性策略包括0.5C固定充放电倍率分时套利策略与平均倍率充放电策略，此类策略参数均为已知；预测型策略采用长短期记忆神经网络（LSTM）模型预测次日负荷，采用滚动规划算法和混合整数线性规划（MILP）求解最优策略。从经济性和可靠性2个方面对2类策略进行了评价，结果表明，混合算法（LSTM-MILP-滚动规划）预测的储能充放电策略经济性最优，平均倍率策略兼顾了可靠性与经济性。

关键词：
数据中心；算电协同；分时电价；经济性；可靠性
doi：10.12045/j.issn.1007-3043.2026.10.003
文章编号：1007-3043（2026）10-0015-08
中图分类号：TM73
文献标识码：A
开放科学（资源服务）标识码（OSID）：

Abstract：
To address the issues of economic efficiency and reliability of energy storage charging and discharging operations under data center load fluctuations and the time-of-use electricity pricing mechanism，two categories of energy storage charging and discharging strategies are analyzed. Deterministic strategies include the time-of-use arbitrage strategy with a 0.5C fixed charge-discharge rate and the average-distribution charge-discharge strategy. All parameters of such strategies are known. Predictive strategies adopt the Long Short-Term Memory （LSTM） model to forecast the next-day load，and use the rolling planning algorithm and Mixed Integer Linear Programming （MILP） to solve for the optimal strategy. The two strategies are evaluated from the perspectives of economy and reliability，the results show that the energy storage charging and discharging strategy derived from the hybrid algorithm （LSTM-MILP-rolling planning） achieves the optimal economic efficiency，while the average-rate strategy well balances both reliability and economic efficiency.

Keywords：
Data center；Computing-electricity coordination；Time-of-use （TOU） pricing；Economic efficiency；Reliability

引用格式：杜开明，何健. 算电协同场景下数据中心储能充放电策略研究[J]. 邮电设计技术，2026（10）：15-22.

0 引言

在“双碳”战略的总体引领下，国家发改委、工信部、国家能源局等部门相继出台《新型储能发展实施方案》《全国一体化算力网建设实施方案》《数据中心能效提升三年行动方案》等政策文件，明确将数据中心与新型储能协同发展作为算力基础设施绿色低碳转型的核心路径[1]。工信部数据显示，2025年我国数据中心年用电量已突破全社会用电量的3%，且仍保持年均15%以上的增速，其高能耗、高可靠性、负荷波动大的运行特征，给电网峰谷平衡、用户用电成本管控带来了双重挑战[2]。电化学储能凭借快速功率响应、灵活充放电调节的技术特性，已成为数据中心实现削峰填谷、降本增效、提升应急供电能力的核心技术手

收稿日期：2026-08-26

段[3-4]。在电力市场化改革进程中,国家层面持续推进电力现货市场建设试点工作,目前已有部分省份实现现货市场常态化运行,电价由市场供需实时形成;但从全国范围来看,包括河北在内的多数省份仍未全面推行电力现货市场,工商业用户仍执行固定时段划分、价差标准明确的分时电价机制,而分时电价机制的持续完善与峰谷价差的逐步拉大,进一步为储能系统的商业化应用提供了市场空间[5-7]。

当前,国内外学者围绕分时电价下的储能充放电策略已开展了大量研究。当前落地的策略大多逻辑简单,普遍仅聚焦峰谷电价套利收益,易因集中充电抬升负荷峰值而推高用电成本[8]。MILP等全局优化方法可求解理想场景下的收益最优解,但需要全时段负荷与电价信息准确[9-10]。长短期记忆网络(LSTM)、Transformer等时序模型凭借对长周期时序依赖的优秀捕捉能力,被广泛应用于电力负荷预测,有效解决了传统预测模型的梯度消失与精度不足问题[11-13];滚动优化理论构建了“预测—优化—执行—更新”的闭环决策机制,实现了离线优化模型向在线运行场景的适配[14]。但现有研究仍存在如下不足:一是多以峰谷套利收益最大化为单一目标,忽略了容(需)量电费对储能综合收益的影响,与工程实际脱节[15];二是缺乏对储能平准化度电成本(LCOS)套利阈值的系统性分析,未纳入全生命周期成本约束[16];三是鲜有量化对比不同策略的经济性与可靠性,无法为不同需求的工程场景提供差异化的策略选型依据。

针对上述问题,本文以某数据中心储能系统为研究对象,构建兼顾分时电价价差收益与需量电费节约的双目标优化框架,系统对比确定性与预测型2类策略的运行性能,为数据中心储能系统的工程设计与运行调度提供理论支撑。

1 储能充放电优化基础模型

1.1 分时电价政策及储能系统经济性指标

河北省发展和改革委员会2026年新政策规定了冀北电网工商业及其他用户分时电价机制:电价结构分为尖峰、高峰、平段、低谷、深谷5个时段。高峰与低谷电价在平段电价基础上分别上浮和下降70%;尖峰电价则在高峰电价基础上再上浮20%;深谷电价在低谷电价基础上下浮20%[17]。某用电单位平段电价为0.417元/kW·h,据此可以计算出其尖峰、高峰、平段、低谷、深谷电价。

衡量储能系统全生命周期经济性的指标之一是LCOS,仅当峰谷电价价差高于LCOS时,储能充放电套利才具有经济合理性。行业通用LCOS模型计算如下:

$$\mathrm{LCOS}=\sum_{t=0}^{n}\frac{C_t+O_t}{(1+r)^t}\Big/\sum_{t=0}^{n}\frac{E_{d,t}}{(1+r)^t} \tag{1}$$

其中,C_t为第t年储能系统的资本性支出(元);O_t为第t年储能系统的运营性支出(元);$E_{d,t}$为第t年储能系统的有效放电量(kW·h)($E_{d,0}$=0);r为折现率;n为储能系统服役年限(年)。

1.2 优化目标与约束

电费组成一般涵盖容(需)量电费、电度电费、线损及附加费用等,其中容(需)量电费具有较大优化空间。本研究以分时电价价差收益与需量电费节约综合最大化为优化目标,所有充放电策略均遵循储能物理特性约束(如荷电状态、放电深度、充放电效率等)与电力市场规则。

1.2.1 全局优化目标函数

全局优化目标函数为:

$$\mathrm{MAX}\,J=J_{\mathrm{price}}+J_{\mathrm{capacity}} \tag{2}$$

其中,MAX J表示最大收益(元);J_{price}为分时电价价差收益(元);J_{capacity}为容(需)量电费节约收益(元)。

对于分时电价价差收益,考虑充放电效率损耗,价差收益为放电收益与充电成本的差值:

$$J_{\mathrm{price}}=\sum_{t=1}^{T}\left(P_{\mathrm{dis},t}\times\eta\times\lambda_t-\frac{P_{\mathrm{chg},t}}{\eta}\times\lambda_t\right)\times\Delta t \tag{3}$$

其中,T为全年优化时段总数(h);Δt为单时段时长(h);$P_{\mathrm{chg},t}$为t时段充电功率(kW);$P_{\mathrm{dis},t}$为t时段放电功率(kW);η为充放电单程效率;λ_t为t时段分时电价(元/kW·h,按当地电力市场规则取值)。

对于需量电费节约收益,国内大工业用户采用“月度最大需量”计费模式,储能通过削峰降低月度最大负荷,进而节约需量电费,对于变压器负载率大于40%的用户,需量电费计算如下:

$$J_{\mathrm{capacity}}=\sum_{m=1}^{12}\left(P_{\mathrm{peak},m}^{\mathrm{orig}}-P_{\mathrm{peak},m}^{\mathrm{new}}\right)\times C_{\mathrm{cap}} \tag{4}$$

其中,$P_{\mathrm{peak},m}^{\mathrm{orig}}$为第$m$月原始负荷的月度最大需量(kW);$P_{\mathrm{peak},m}^{\mathrm{new}}$为第$m$月叠加储能充放电后的月度最大需量(kW);$C_{\mathrm{cap}}$为需量电价〔元/(kW·月)〕。

1.2.2 通用约束条件

通用约束条件主要包括如下几条。

a)充放电互斥约束。储能系统设定为同一时刻

仅能执行充电、放电或静止3种状态中的1种。

b）SOC动态边界约束。为防止储能系统过充或过放损坏电池，通常会设定电池放电深度，规定电池最低剩余电量和最大充电电量，常以SOC表示储能剩余电量，SOC需遵循能量守恒定律动态更新，且需处于安全运行区间。

c）充放电倍率约束。为保障电池寿命，充放电功率还需满足倍率限制，对于2 h储能系统，最大充放电倍率不大于0.5C。

d）单日充放电次数约束。为防止电池频繁启停损坏系统组件，还应限制单日充放电启停次数，降低设备启停损耗。

2 储能充放电策略理论模型

针对储能充放电优化中连续变量与离散决策耦合的多约束求解需求，本文引入混合整数线性规划（MILP）作为核心优化框架，并融合滚动规划理论构建“预测—优化—更新”的闭环决策机制。同时，模型核心框架具备良好的可拓展性，后续可通过电价输入模块与优化时间尺度的调整，快速适配电力现货市场实时波动电价的优化场景。MILP能够同时处理充放电功率等连续变量与充放电状态切换等整数变量，在满足荷电状态（SOC）动态边界、充放电互斥、倍率限制及启停次数等约束的前提下，求解全局最优策略。其简化数学模型可表述为：

$$\begin{aligned}&\max \sum_{t=0}^{23}\left(P_{\mathrm{dis},t}\lambda_t - P_{\mathrm{chg},t}\lambda_t\right) - L_{\max}\times\frac{\lambda}{30}\\&s.t.\\&\mathrm{SOC}_t = \mathrm{SOC}_{t-1} + \frac{\eta P_{\mathrm{chg},t} - P_{\mathrm{dis},t}\eta}{C}, \forall t \geqslant 1\\&0 \leqslant P_{\mathrm{chg},t} \leqslant u_{\mathrm{chg},t}P_{\max}, 0 \leqslant P_{\mathrm{dis},t} \leqslant u_{\mathrm{dis},t}P_{\max}\\&u_{\mathrm{chg},t} + u_{\mathrm{dis},t} \leqslant 1\\&L_t + P_{\mathrm{chg},t} - P_{\mathrm{dis},t} \leqslant L_{\max}\\&\mathrm{SOC}_{\min} \leqslant \mathrm{SOC}_t \leqslant \mathrm{SOC}_{\max}\end{aligned} \tag{5}$$

其中，λ_t为分时电价，λ为需量电价〔元/(kW·月)〕，C为电池容量，η为充放电效率，$P_{\max}$为最大功率，$u_{\mathrm{chg},t}$和$u_{\mathrm{dis},t}$为充放电指示变量（取值0或1），$\mathrm{SOC}_{\min}$、$\mathrm{SOC}_{\max}$为荷电状态上、下限。

当负荷未知时，则结合滚动规划，每日基于最新历史窗口预测未来24 h负荷，调用MILP求解当日最优充放电计划并执行，随后用真实负荷更新历史窗口，实现策略对负荷动态变化的持续适配。

确定性策略不依赖任何预测，参数固定且规则透明。最大倍率分时套利策略以LCOS为阈值：在电价低于LCOS的谷段/深谷段以0.5C额定倍率满功率充电，在电价高于LCOS的峰段/尖峰段以0.5C额定倍率满功率放电。其功率决策受SOC边界约束，即：

$$P_{\mathrm{chg},t} = \begin{cases}\min\left(0.5\times E_{\mathrm{rated}}, \dfrac{(\mathrm{SOC}_{\max} - \mathrm{SOC}_{t-1})\times E_{\mathrm{rated}}}{\eta\times\Delta t}\right), & t \in T_{\mathrm{chg}}\\ 0, & t \notin T_{\mathrm{chg}}\end{cases} \tag{6}$$

$$P_{\mathrm{dis},t} = \begin{cases}\min\left(0.5\cdot E_{\mathrm{rated}}, \dfrac{(\mathrm{SOC}_{t-1} - \mathrm{SOC}_{\min})\cdot E_{\mathrm{rated}}\cdot\eta}{\Delta t}\right), & t \in T_{\mathrm{dis}}\\ 0, & t \notin T_{\mathrm{dis}}\end{cases} \tag{7}$$

式（6）和式（7）通过min函数同时满足倍率约束与SOC边界约束，避免单一约束优先导致的设备运行风险。

该策略套利收益高但易导致集中充电推高需量电费。平均倍率充放电策略则将总充电电量均匀分配至整个谷段，以恒定小功率充电，避免负荷尖峰；放电时优先匹配负荷峰值时段。其日充电总量与平均功率计算为：

$$\begin{aligned}&E_{\mathrm{chg,total}} = \min\left(\left(\mathrm{SOC}_{\max} - \mathrm{SOC}_{\mathrm{start}}\right)\cdot E_{\mathrm{rated}}, \sum_{t\in T_{\mathrm{dis}}} P_{\max}\cdot\Delta t/\eta\right)\\&P_{\mathrm{chg,avg}} = \frac{E_{\mathrm{chg,total}}}{T_{\mathrm{chg}}\times\eta}\end{aligned} \tag{8}$$

其中，$\mathrm{SOC}_{\mathrm{start}}$为当日初始SOC（取前一日7×24 h SOC值）；T_{chg}为充电许可时段总时长，$T_{\mathrm{chg}}=T_{\mathrm{cg}}$。

预测型策略采用长短期记忆网络（LSTM）构建时序预测模型，其门控机制可捕捉负荷的长期依赖特征。LSTM单元的前向传播过程为：

$$\begin{aligned}f_t &= \sigma(W_f\cdot[h_{t-1}, x_t] + b_f)\\ i_t &= \sigma(W_i\cdot[h_{t-1}, x_t] + b_i)\\ \tilde{c}_t &= \tanh(W_c\cdot[h_{t-1}, x_t] + b_c)\\ c_t &= f_t\odot c_{t-1} + i_t\odot\tilde{c}_t\\ o_t &= \sigma(W_o\cdot[h_{t-1}, x_t] + b_o)\\ h_t &= o_t\odot\tanh(c_t)\end{aligned} \tag{9}$$

其中，σ为sigmoid激活函数，$\odot$表示逐元素乘法，

W 和 b 为可学习参数，$\{x_{t-23},\cdots,x_t\}$ 为过去 24 h 的历史负荷序列，$\hat{x}_{t+1}$ 为下一时刻的预测值。

以过去 24 h 负荷序列为输入，经 2 层 LSTM 提取特征后输出下一时刻预测值，并通过递归多步预测获得未来 24 h 负荷曲线。将预测负荷与分时电价共同输入 MILP 模型，即可滚动生成每日最优充放电计划。该策略在负荷波动较大的大型数据中心中可实现最高的综合经济性，但预测偏差会引入一定的不确定性。

3 算例分析

河北某数据中心致力于打造高标准、高规格、高品质的五星级（示范）云数据中心和国家级绿色数据中心，是“东数”热点地区的 AI 训推一体化枢纽级超大型数据中心园区。作为京津冀算力网络的核心枢纽节点，该园区承载了大规模 AI 训练与推理业务，IT 设备高密度部署带来了持续攀升的用电需求，算力负载随任务调度动态波动，使得园区用电负荷呈现出基数大、峰谷差显著、日内波动频繁的典型特征；同时作为国家级示范型超大型数据中心，其对供电可靠性与业务连续性有着零中断的极致要求。在“双碳”战略下绿色数据中心能效硬性约束与冀北电网分时电价机制的双重背景下，建设规模化电化学储能系统，成为该园区实现降本增效、绿色低碳转型与供电保障能力提升的必然选择。

本章以河北某数据中心为研究对象，基于其真实运行负荷数据开展储能充放电策略的仿真验证与对比分析。首先明确储能系统核心参数与模拟工况边界条件，构建统一的仿真基准；然后通过 MILP 算法求解理想条件下（负荷 100% 已知）逐时电价峰谷套利与需量电价的最优方案，并以此为对照，从经济性与可靠性 2 个维度，对不同策略开展横向量化对比分析，验证本文所提优化策略的有效性，为该园区储能系统的实际运行调度提供参考。

3.1 储能系统基本参数

本节基于某数据中心的实际运行工况，结合冀北电网分时电价政策，设定储能系统核心参数与仿真边界条件。对于该园区内日负荷波动为 2~3 MW 的用电单元，储能系统综合成本取 700 元/kW·h，运维成本取投资成本的 2%，电池年衰减率取 3.6%，最大循环次数为 6 000 次。涉及的主要参数及取值如表 1 所示。

基于表 1 中的参数计算，本研究中储能系统的 LCOS≈0.34 元/kW·h，即峰谷电价价差需超过 0.34 元/kW·h 时，储能充放电套利行为才具备经济可行性。

表 1　储能系统关键参数

物理量及符号	物理意义	取值
日负荷波动	廊坊地区用电单位日负荷波动幅度	3 MW
储能系统综合成本	储能系统单位容量综合成本	700 元/kW·h
运维成本	储能系统年运维成本占投资成本比例	2%
电池年衰减率	电池容量年衰减比例	3.6%
电池最大循环次数	电池全生命周期最大充放电循环次数	6 000 次
充放电效率	储能系统充放电能量转换效率	0.95
最大放电深度（DOD）	保护电池设定的最大放电深度	0.85
最小荷电状态（SOC_{min}）	电池允许的最小荷电状态	0.1
最大荷电状态（SOC_{max}）	电池允许的最大荷电状态	0.95
折现率	储能项目经济测算折现率	8%

3.2 基于 MILP 算法的理想分时套利策略

假定全时段负荷已知，以储能净收益最大化为目标，可以直接通过 MILP 模型求解全局最优充放电策略。本文以 2025 年 12 月全月为分析周期，该月负荷增量最大的典型日及月度模拟结果如图 1 和图 2 所

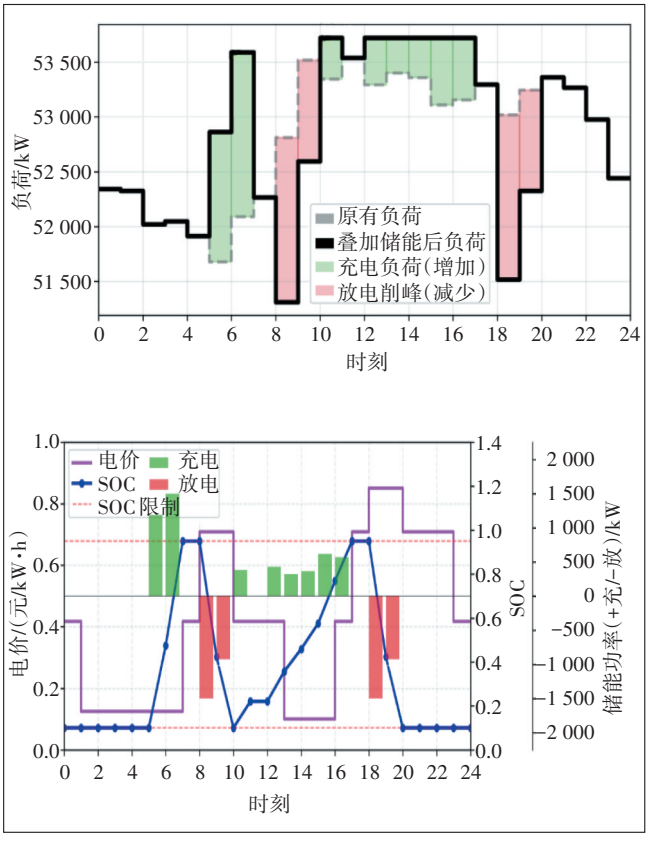


图 1　理想倍率储能充放电策略

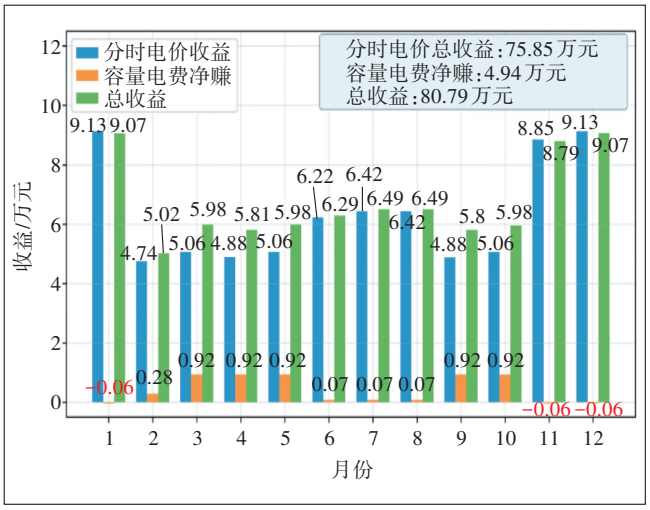


图2　理想倍率储能充放电策略下首年月度收益

示。

结果表明，该策略下储能充放电行为与电价峰谷时段高度匹配，充电集中在低谷、深谷时段，放电集中在高峰、尖峰时段，实现了峰谷套利收益最大化；通过充放电时序优化，严格控制了充电对系统最大负荷的抬升幅度，大幅降低了需量电费的额外支出。在运行过程中，储能充电功率在0.5C倍率以下动态调整，SOC始终控制在0.1~0.95的安全区间，满足全部物理约束。原负荷曲线如图1中浅灰色虚线所示，储能充电虽抬升了实时负荷，但月度最大负荷仅新增18 kW。经核算，2025年12月全月峰谷套利收益为9.13万元，额外需量电费支出仅0.06万元，最终月度净利润约为9.07万元。

3.3 基于确定型充放电倍率的分时套利策略

3.3.1 固定最大充放电倍率的分时套利策略

本策略面向无任何未来负荷、电价前瞻信息的未知场景。最大充放电倍率策略是指储能系统以电池允许的最大充放电功率持续充电至满电或放电至无电。该策略全程采用固定时序逻辑，无动态优化与随机决策环节。2025年12月负荷增量最大的典型日及月度模拟结果如图3和图4所示。

仿真结果显示，该最大倍率策略虽可实现储能充放电时段与电价峰谷区间的精准对应，但与MILP全局优化策略的核心差异在于该策略未进行负荷约束，造成充电时段系统负荷的显著抬升，推高了额外需量电费支出。从图3可以看出，储能恒功率充电动作显著抬升了系统实时用电负荷，对应月度最大负荷增量达到1 500 kW，远高于理想优化策略的负荷影响水平。

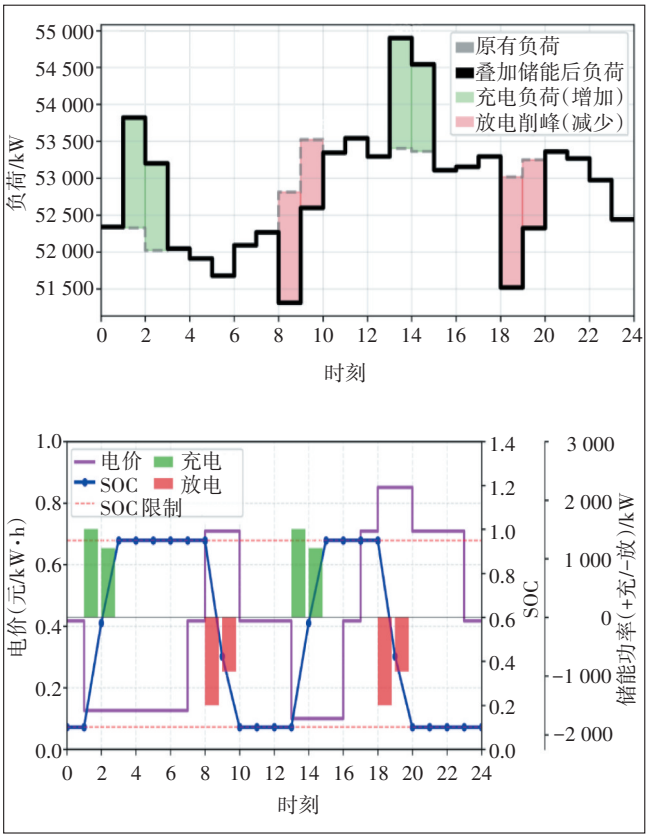


图3　最大倍率储能充放电策略

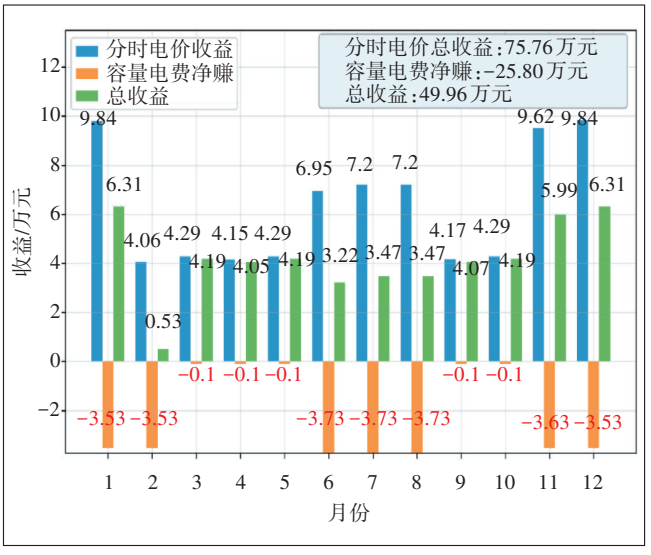


图4　最大倍率储能充放电策略下首年月度收益

最终全月电价峰谷套利收益为9.84万元，与理想优化策略基本持平；但受最大负荷大幅抬升影响，月度额外需量电费支出高达3.53万元，最终月度净利润仅约为6.31万元，显著低于全局优化策略的收益水平。

3.3.2 基于平均充放电倍率的分时套利策略

针对最大倍率策略无负荷优化、需量电费支出过高的问题，本节提出基于平均充放电倍率的优化型分时套利策略。该策略将储能系统总容量平均至可充电的低电价时段，以恒定平均倍率充电至满电或放电至无电，平抑充电带来的系统负荷抬升，降低需量电费支出。2025年12月负荷增量最大的典型日及月度仿真结果如图5和图6所示。

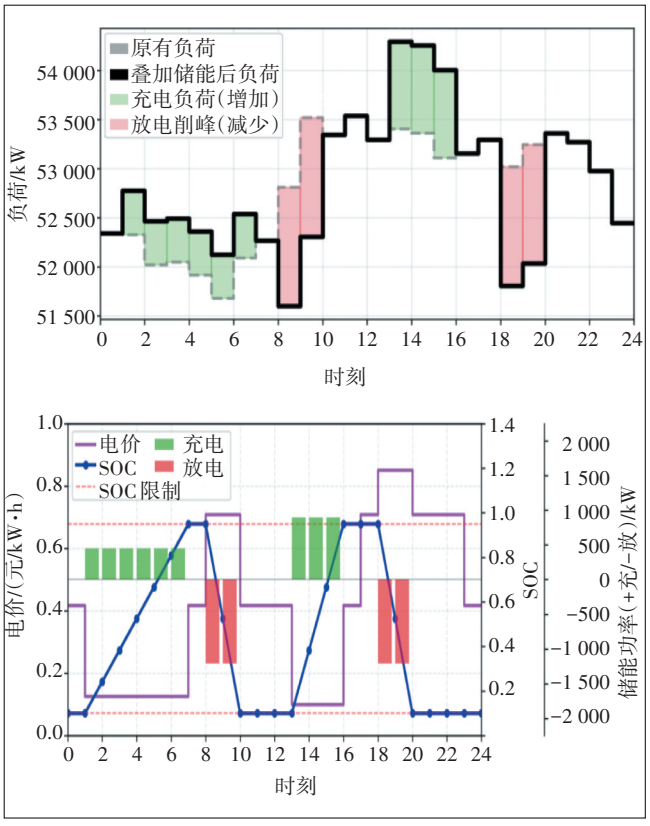


图5　平均倍率储能系统充放电策略

仿真结果表明，该策略通过充电功率的全时段平摊，显著降低了系统最大负荷的抬升幅度，有效控制了需量电费的额外支出。从图5中浅灰色虚线的原始负荷曲线可见，月度最大负荷增量约572 kW，较最大倍率策略的负荷增量下降62%。最终该策略的2025年12月额外需量电费支出约为2.44万元，最终月度净利润约为7.4万元，较最大倍率策略收益显著提升。

3.4 预测型混合算法策略

预测型混合算法策略采用“负荷预测—优化决策”2个阶段的架构，核心解决工程实际中“负荷未知”的问题。本节将前11个月负荷数据作为训练集，2025年12月负荷数据作为预测集。此外，将更新的真实负荷数据加入滚动数据集，保证模型不断更新。结果表明，2025年12月份平均逐时负荷预测准确率为92%，可靠性相对确定性策略有所降低，但预测精度基本满足工业要求[18-20]（见图7）。

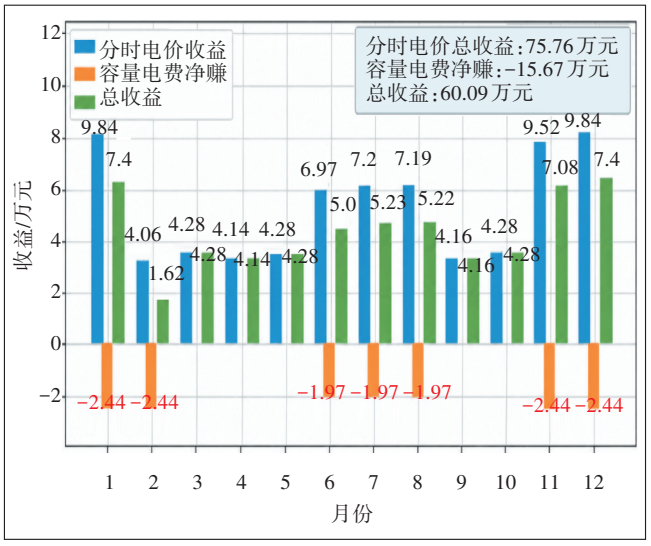


图6　平均倍率储能系统充放电策略下首年月度收益

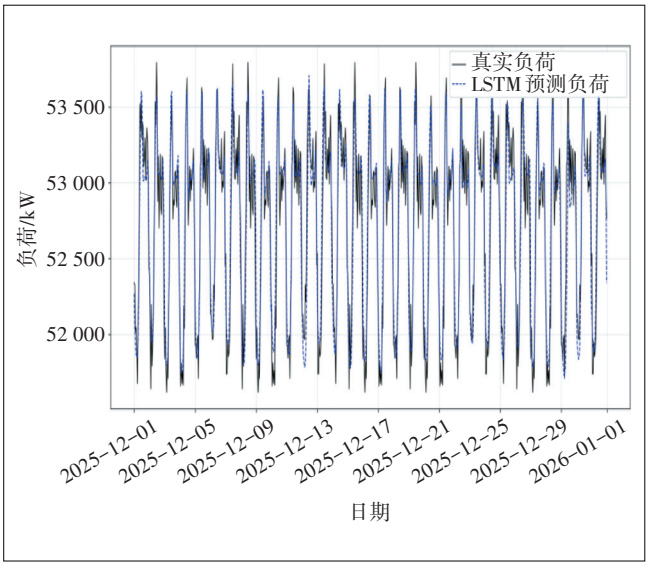


图7　预测负荷与真实负荷对比

根据预测的负荷情况，通过MILP算法可以求出2025年12月份最佳储能充放电策略，负荷增量最大的典型日仿真结果如图8所示。

从图8可以看出，在混合算法驱动下，储能系统充放电行为大致匹配电价的峰谷价差，为避免低谷或深谷负荷增量过大，部分充电动作发生在平段电价，因此在该策略下电价峰谷套利相比固定策略会相应减少，但对月度最大负荷进行了有效抑制，需量电费会

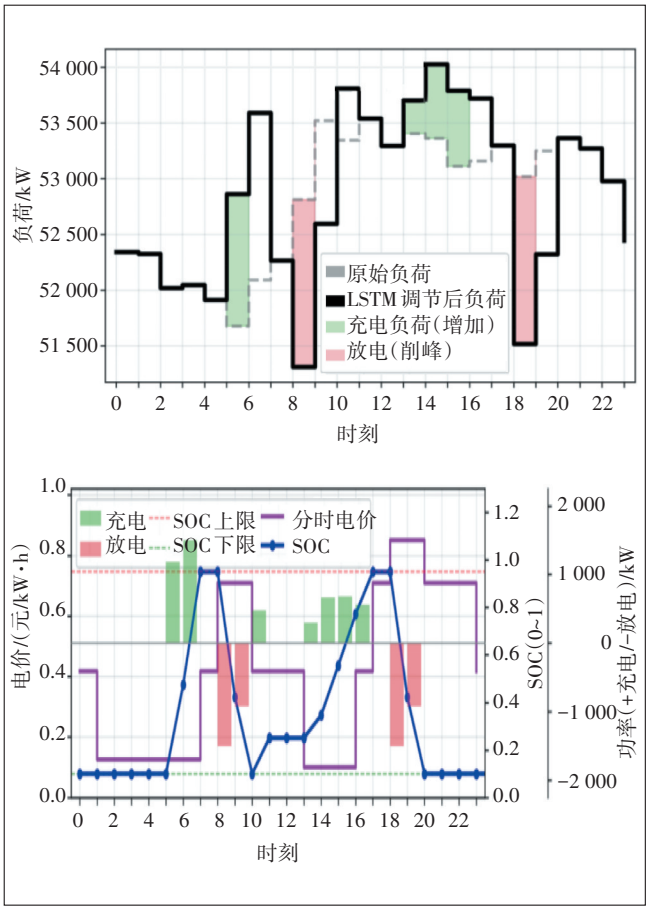


图8　混合型预测算法储能系统充放电策略

降低。对比图8中真实负荷曲线与预测负荷曲线，混合算法驱动的储能策略月度负荷最大增量约267 kW。月度峰谷电价差收益约8.44万元，需量电费额外支出约0.8万元，最终月度净利润约7.64万元。

3.5 策略对比分析

3.5.1 经济性对比分析

本节以MILP理想策略获得的收益为基准(100%)，各策略收益对比如图9所示。

从图9可以看出，4类策略的峰谷套利毛收益基本持平，净利润差异主要来自需量电费的额外支出。最大倍率策略未纳入负荷波动约束，集中满功率充电大幅抬升月度最大负荷，需量电费额外支出达3.53万元，侵蚀大部分套利收益；混合算法策略虽牺牲了少量套利收益，但通过负荷预判大幅降低了需量电费支出，净利润为7.64万元，收益逼近理想策略的84.23%；平均倍率策略通过功率平摊大幅降低了需量电费支出，净利润较最大倍率策略提升17.27%。从最终收益表现来看，混合算法预测策略收益最高，平均倍率策略次之，最大倍率策略最差。

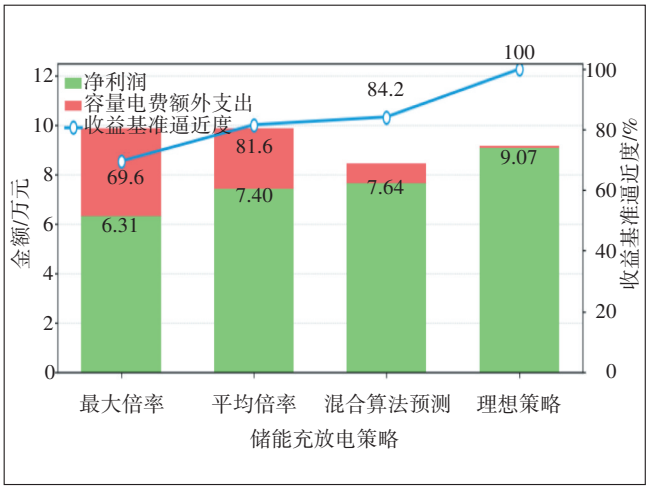


图9　各储能充放电策略获得收益对比

3.5.2 可靠性对比分析

结合数据中心高供电可靠性的核心运行要求，本节从“策略对真实负荷波动的适应能力”来定义可靠性。确定型策略不依赖负荷预测，运行规则固定，只要参数设置合理即可全程满足SOC、倍率、启停次数等物理约束，未违反任何约束，因此可靠性高。预测型策略依赖LSTM模型对次日负荷的预测结果来滚动优化充放电计划，预测误差会直接传导至决策环节。虽然该策略在实际运行中能通过实时SOC反馈和约束条件保证系统安全，但预测偏差会导致充放电动作与真实负荷波形之间出现错位或力度偏差，这种现象虽不直接违反安全约束，却降低了策略对真实负荷波动的匹配精度，从而削弱了其在不确定性场景下的“适应可靠性”。以2025年12月为例，月度平均逐时负荷预测准确率为92%，预测偏差为8%，相应的充放电计划与实际负荷之间出现了一定偏离。

3.5.3 综合分析

各个策略的经济性和可靠性指标如表2所示。综合来看，数据中心储能充放电策略的选型，需结合自身数字化管控能力、负荷波动特征、供电安全等级要求差异化选择。其中，混合算法预测策略实现了经济性与可靠性的最优平衡，是常规大型数据中心的首选

表2　各策略在可靠性和经济性对比

策略名称	最大倍率/%	平均倍率/%	混合算法预测/%	理想策略/%
可靠性	100.0	100.0	92.0	100.0
经济性	69.6	81.6	84.2	100.0

方案；平均倍率策略是无预测能力场景下的最优确定性方案。

4 结束语

本文对数据中心负荷波动与分时电价机制下多个储能充放电策略进行了分析，构建了兼顾峰谷套利与需量电费节约的双目标优化框架，系统对比了确定性策略与预测型策略的运行性能，明确了不同策略的适配场景与工程应用价值，主要研究结论如下。

a）基于LCOS的套利阈值判定是储能策略设计的核心前提，采用“峰谷价差收益+需量电费节约”双目标优化框架，可解决套利收益无法覆盖需量电费增量的问题，实现综合收益最大化。

b）各策略差异主要在于需量电费管控能力。最大倍率策略经济性最差，平均倍率策略在无预测场景下最优，混合算法策略工程落地性最强，收益逼近理想值的84.2%，为实际应用的最优选择。

c）不同策略适配不同数据中心场景。平均倍率策略可靠性高，适合高安全要求或无预测能力的中小型数据中心；预测型混合策略适配负荷波动大、有数字化管控能力的大型数据中心。后续研究可进一步拓展至实时波动电价场景下的储能充放电策略优化，引入电价—负荷双预测模块与多时间尺度滚动优化机制，提升模型在全市场化电价环境下的适配性与经济性。

参考文献：

[1] 张维佳. 多元化应用拓宽新型储能市场空间[N]. 中国电子报，2025-04-08(1).
[2] 中国信息通信研究院. 算力电力协同发展研究报告（2025年）[R]. 北京：中国信息通信研究院，2025.
[3] 王述祯. 基于i-C&CG求解算法的数据中心与储能协同规划[J]. 储能科学与技术，2025，14(2)：671-687.
[4] 罗伟民，孙钦，周蔚南，等. 计及峰谷分时电价与需求响应的互联网数据中心储能经济性分析[J]. 能源电力期刊，2025，28(3)：45-52.
[5] 陈敏，郭庆来，井汤博，等. 算电协同探索：HVDC侧储备一体电池灵活性挖掘[J]. 电力建设，2025，46(2)：1-12.
[6] Zhang Y B，Tang H，Li H X，et al. Unlocking the flexibilities of data centers for smart grid services：Optimal dispatch and design of energy storage systems under progressive loading[J]. Energy，2025，316：134511.
[7] 国家能源局. 多地出台分时电价新政 储能产业站上“转型关口”[EB/OL]. [2026-07-01]. https://www. nea. gov. cn/20251205/75d2da536b874479a07f0e1a2e11a781/c. html.
[8] 刘嘉丽，黑文斌，赵磊，等. 面向数据中心集聚化场景的储能配置及双层调度优化[J]. 现代工程与应用，2025，3(3)：12-23.
[9] 陈景文，单茜. 基于MILP-TD3的用户侧储能系统优化运行[J]. 中国电机工程学报，2025，45(13)：5119-5130.
[10] 马浩然，袁至，王维庆，等. 考虑数据中心和储能接入的主动配电网经济调度研究[J]. 发电技术，2025，46(4)：748-757，634.
[11] Chen D Y，Wang G T，Shi X D，et al. Learning to Forecast for Better Scheduling：A Regret-Aware Framework for PV-BESS Optimization[J]. Green Energy and Intelligent Transportation，2025：100385.
[12] 李文超，黄伟，李鹏，等. 多尺度特征融合增强的短期电力负荷预测深度学习网络[J]. 云南大学学报（自然科学版），2025，47(5)：839-847.
[13] Dakheel F，çEvik M. Electric load forecasting and management in smart grids using optimized long short-term memory network：a real-world evaluation[J]. International Journal of Energy Production and Management，2025，10(3)：371-383.
[14] 罗旭，周民星，黄璐靖，等. 江西分时电价机制对工商业储能项目经济性的影响研究[J]. 江西电力，2025，49(06)：35-38.
[15] 田亮，王冠杰. 基于模型－数据联合的光伏－光热系统储能量预测[J]. 动力工程学报，2024，44(6)：911-918.
[16] Deng Z F，Qi X L，Xu T T，et al. Operational Scheduling of Behind-the-Meter Storage Systems Based on Multiple Nonstationary Decomposition and Deep Convolutional Neural Network for Price Forecasting，Computational Intelligence and Neuroscience，2022(Pt. 5)：9326856-9326873.
[17] 河北省发展和改革委员会. 关于优化调整冀北电网工商业及其他用户分时电价政策的通知. 冀发改能价〔2025〕1275号. [EB/OL]. [2026-07-01]. https://hbdrc. hebei. gov. cn/xxgk_2232/zc/wzcwj/202511/t20251127_128840. html
[18] DL/T 1711-2017　电网短期和超短期负荷预测技术规范[S].
[19] Li Y，Zhang H，Wang Z. Data Center Peak Electrical Demand Forecasting：A Multi-Feature SARIMA-LSTM Model[C]//Proceedings of the 2025 ACM International Conference on Multimedia. New York：ACM，2025：1-12.
[20] Patel S，Kumar A. Daily average load demand forecasting using LSTM model based on historical load trends[J]. IET Generation，Transmission & Distribution，2024，18(10)：1892-1903.

作者简介：
杜开明，硕士，主要从事数据中心基础设施电源、暖通设计工作；何健，高级工程师，硕士，主要从事数据中心电源技术研究工作。