

基于真实运营数据与动态盲盒激励的换电站优化调度策略

陈冠源¹, 陈涛^{1*}, 高赐威¹, 向琛², 方超³, 王忠维³

(1. 东南大学 电气工程学院, 南京 210096; 2. 武汉蔚来能源有限公司, 武汉 430051;
3. 江苏方天电力技术有限公司, 南京 211102)

摘要:针对私家电动汽车补能行为异质性导致的配电网负荷叠加问题,提出一种基于换电权益画像分层与动态激励盲盒的双层优化调度方法。首先,构建“权益类型—补能标签”二维画像体系,将用户划分为3类核心群体,并提出充电惯性理论以量化不同权益群体在补能路径偏移中的电量杠杆效应。其次,设计双向动态激励盲盒机制,通过非线性心理预期激励引导权益用户由免费换电向职住地充电偏移,同时吸引付费用户在低谷期补能。在此基础上,建立以运营商收益最大化为上层目标、配电网潮流网损及电压偏差最小化为下层目标的双层优化调度模型。基于上海电网真实充换电运行数据的仿真结果表明,该机制能精准识别用户补能响应临界点,在不减损用户体验的前提下,大幅提升了运营商综合利润,同时使关键节点峰谷差降低,显著平抑了节点电压波动。

关键词:电动汽车;换电站;换电权益;优化调控策略

Optimal scheduling strategy for battery swapping stations based on real operational data and dynamic blind-box incentives

CHEN Guanyuan¹, CHEN Tao^{1*}, GAO Ciwei¹, XIANG Chen², FANG Chao³, WANG Zhongwei³

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. Wuhan NIO Energy Co., Ltd., Wuhan 430051, China; 3. Jiangsu Frontier Electric Technology Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: To mitigate power distribution network load superposition caused by heterogeneous private electric vehicle (EV) behaviors, a bi-layer optimal scheduling method integrating battery swapping entitlement profiling with dynamic incentive “blind boxes” is proposed. Through a two-dimensional profiling system, users are categorized into three groups, and a “charging inertia” theory is employed to quantify the energy leverage effect during replenishment path shifts. A bidirectional dynamic incentive mechanism is designed to guide entitled users toward residential charging via non-linear psychological incentives while attracting paying users during off-peak hours. Based on this, a bi-layer model is established to maximize operator profits and minimize network power loss and voltage deviations. It is demonstrated through simulation using real-world data from Shanghai that user response thresholds are accurately identified by the strategy. Operator profits are increased, peak-to-valley differences are reduced, and nodal voltage fluctuations are significantly stabilized without compromising user experience.

Key words: electric vehicle; battery swapping station; battery swapping entitlement; optimal control strategy

0 引言

在“双碳”目标与新型电力系统构建背景下,电动汽车(electric vehicle, EV)作为交通能源协同转型的核心载体,保有量呈爆发式增长态势。近年来,电动化浪潮也推动了充换电基础设施的快速迭代^[1-3]。EV和充换电基础设施作为具备高可控性的负荷侧资源,其有序调度对于支撑配网供需平衡、降低碳足迹具有重要意义^[4-6]。

目前,国内外学者已在充换电站协同优化^[7]、多

市场交易^[8]以及充换电规划^[9]等方面开展了大量研究。从研究对象来看,文献[10]和文献[11]分别针对区域多维补能和出租车换电站建立了计及等待补偿或满意度的调度模型。文献[12]和文献[13]则聚焦于换电补能模式下的电动卡车、城市出租车的优化。此类研究通常基于固定线路或高频作业的标准行为模式,但在换电模式逐步向私家车领域渗透的背景下,针对私家车这一高度异质化群体的实测研究仍相对有限。文献[14]和文献[15]分别考虑了电池退化与服务定价对调度的影响,但这些模型大多假设用户行为受实时电价或服务效率驱动。

然而,实际运行数据表明,私家换电车主的补能决策本质上深度受制于权益政策。这种在购车

收稿日期:2026-03-21;修回日期:2026-04-27

基金项目:国家重点研发计划项目(2025YFE0108500)

阶段即被固化的换电权益配置,作为一种长期存在的成本感知偏差,对用户补能行为的深层驱动机理尚未得到系统刻画。此外,换电、家充与快充等多种模式并存,不同载体间的协同关系亦缺乏统一的量化范式。

针对上述问题,本文基于上海核心区域换电站运营商真实数据,创新性地将换电权益纳入负荷分析框架。首先,系统刻画权益约束下的用户画像分层特征,提出充电惯性理论以揭示补能行为产生的电量杠杆效应。其次,设计双向动态激励盲盒机制,通过非线性心理预期激励引导权益用户由免费换电向职住地充电偏移,实现负荷的时空引导。最后,构建考虑运营侧收益与电网侧安全校核的双层优化调度模型。

1 换电权益约束下的用户补能行为机理分析

1.1 换电权益分层视角下的用户多维画像特征

换电电动汽车的补能负荷特性并非完全取决于物理用能需求,而是深度受制于用户的权益政策。调研显示,中国换电汽车市场(以蔚来为例)存在显著的权益分层,主要分为:终身免费、有限次免费(6次/月)和无免费权益。同时,由于换电车主对家充桩的安装依赖度较低,其补能途径与其他电动汽车呈现异构化特征。

本文基于“权益类型-补能标签”构建二维画像体系,根据换电运营商的真实历史统计数据,将用户划分为3类特征最显著的核心群体,涵盖超70%的换电用户。

重度换电用户(A类):持有终身免费换电权益,成本感知极低。

中度换电用户(B类):持有有限次免费换电权益,对权益使用高度敏感。

轻度换电用户(C类):无免费换电权益,换电行为只发生在有突发补能需求或换电服务费优惠的情况下。有固定的充电补能习惯,对补能费用具有较强的响应敏感度。

这种由权益引导的行为分化,是导致区域调控潜力呈现不均匀分布的根本原因。为了量化这种分化,本文将上述权益属性、补能习惯等维度封装为涵盖用户多维特征的补能标签向量 ξ_u ,作为刻画用户异质性行为的底层数据表征。

1.2 充电惯性理论与函数构建

在研究用户补能场景选择博弈逻辑时,本文提出“充电惯性”理论。补能决策被视为价格成本与

时间成本的权衡,据统计,约60%的用户一旦开始充电行为,其充电电量往往远超其正常补能周期内的实际需求。

这一现象的逻辑基础在于:用户前去充电场站的路程/时间成本属于固定投入。一旦用户支付了该项成本并启动充电,其决策心理将从为了覆盖其期望补能需求转化为为了续航安全预期而多充。为此,本文希望利用这种充电惯性,使用一个需要满足充电补能门槛 C_{gate} 后方能领取奖金的奖励机制去撬动更大的实际充电补能电量。定义 $C_{real,u,t}$ 为用户 u 受充电惯性驱动后的实际充电补能电量,并构建充电惯性函数

$$C_{real,u,t} = C_{gate} + C_{his,u,t} L(\xi_u) \quad (1)$$

$$L(\xi_u) = \alpha_{rights} \alpha_{env} \quad (2)$$

式中: $C_{his,u,t}$ 为基于用户历史充电数据求得的历史充电均值; $L(\xi_u)$ 为充电惯性复合杠杆算子,其取值范围设定在 $(0,2)$; α_{rights} 为权益修正因子,其取值范围为 $(0,2)$; α_{env} 为环境修正因子,其取值范围为 $(0.5,1.0)$ 。充电惯性理论量化了用户补能行为的波动性,为后续的激励设置奠定了理论基础。

2 双向动态激励盲盒设计与补能潜力预测

2.1 针对不同补能标签的双向动态激励盲盒设计

针对前述权益驱动引发的负荷叠加问题,本章设计了一套“双向”盲盒激励机制。该机制的核心在于通过非线性的心理预期激励,重塑用户补能决策偏好,将补能需求引导至具备调节弹性的时空模式。盲盒策略包含奖励价值 V_{box} 与触发门槛 C_{gate} 两个关键维度

(1) 逆向引导(针对A/B类用户):引导免费权益用户由免费换电向职住地充电转化。为确保运营商的经济可行性,盲盒奖励价值 V_{box} 需满足边际收益判据

$$V_{box,u} < C_{real,u,t} (P_{pur,t} + \Delta c_c) \quad (3)$$

式中: $P_{pur,t}$ 为 t 时段运营商从上级电网购电的分时电价; t 为用户 u 在自然状态下(即未受引导时)预期到达换电站执行换电操作的目标时刻; Δc_c 为单位综合成本。

(2) 正向引流(针对C类用户):在场站闲置或负荷低谷期,通过盲盒形式发放服务费折扣。此时,门槛由电量转化为到站时段约束,旨在吸引弹性补能用户在特定时段到站,通过提升资产利用率实现边际增收。

2.2 激励特征向量量化与多源输入构建

为了量化策略干预对负荷响应的映射关系,必须将抽象的引导逻辑转化为模型可识别的数值特征。本文构建了包含策略干预信息的多维输入特征向量 E_t

$$E_t = [\xi_u, G_t, C_{\text{gate}}, \Phi] \quad (4)$$

式中: G_t 为动态积分梯度,为激励强度; Φ 为场景特征信号,涵盖场站实时占用率与历史排队长度。它反映了场站的服务压力,作为模型感知到站紧迫性的核心指标,决定了正向引流策略的触发时机。

为全面捕捉负荷波动规律,模型进一步整合了多源时序特征,构建全维度输入向量 X_t

$$X_t = [L_t, D_k, E_t] \quad (5)$$

式中: L_t 为历史负荷时序特征,涵盖过去 72 h 内的场站功率与订单量; D_k 为场站 k 的空间布局特征向量,是基于 Haversine 公式计算的地理权重。

2.3 基于预测概率的调控潜力区间预测与校核

本文采用改进型 Transformer 网络架构实现层级化预测。利用多头注意力机制捕获激励信号与行为偏移之间的非线性关联,生成调度周期内的调节潜力区间。

(1) 用户补能概率识别与潜力建模

模型首先在微观层面识别单体用户的补能意图,通过 Softmax 层输出用户 u 在未来时刻 t 的补能概率预测值 $\hat{p}_{u,t}$

$$\hat{p}_{u,t} = \text{Softmax}(\mathbf{W}_p \mathbf{H}_{u,t} + \mathbf{b}_p) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{H}_{u,t}$ 为 Transformer 编码器提取的包含用户画像行为修正系数 Γ_u 、当前状态 S_{now} 及激励向量 E_t 的高维时空特征向量; $\mathbf{W}_p$ 和 $\mathbf{b}_p$ 分别为待学习的权重矩阵与偏置项。该概率 $\hat{p}_{u,t}$ 直接决定了盲盒的精准投放决策:当 $\hat{p}_{u,t}$ 超过预设阈值且用户属于 A/B 类群体时,系统将触发逆向引导策略。

在获得个体补能概率的基础上,模型通过聚合机制将微观意向转化为场站侧的宏观负荷边界。换电站在 t 时刻的实际运行功率 $\hat{P}_{k,t}^{\text{real}}$ 受设备物理容量、用户偏好及策略干预等多因素作用。本文将调控潜力定义为可调功率区间

$$[\hat{P}_{k,t}^{\min}, \hat{P}_{k,t}^{\max}] \quad (7)$$

式中: $\hat{P}_{k,t}^{\min}$ 为换电站 k 在满足用户补能刚性需求等约束下可维持的最小输出功率; $\hat{P}_{k,t}^{\max}$ 则为在设备额定容量及电网接入能力限制下可达到的最大输出功率。该区间的上下限共同构成了后续优化调度的动态边界。

(2) 损失函数构建与物理约束校核

为确保预测区间准确反映充换电系统的实际

调节能力,模型采用区间覆盖率与紧致度的组合评价指标:

区间覆盖损失

$$L_{\text{oss,cover}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbb{I}(P_{k,t}^{\text{real}} \notin [\hat{P}_{k,t}^{\min}, \hat{P}_{k,t}^{\max}]) \quad (8)$$

式中: $P_{k,t}^{\text{real}}$ 为历史实际负荷值; $\mathbb{I}(\cdot)$ 为示性函数,当实际负荷落在预测区间外时取值为 1,否则为 0。该项确保预测区间对真实负荷具有足够的包络能力。

区间紧致度损失

$$L_{\text{oss,width}} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{P}_{k,t}^{\max} - \hat{P}_{k,t}^{\min}) \quad (9)$$

该项约束预测区间宽度,避免模型通过过宽的区间获得高覆盖率而失去实际调度指导意义。

综合损失函数

$$L_{\text{oss}} = \alpha L_{\text{oss,cover}} + \beta L_{\text{oss,width}} \quad (10)$$

式中: T 为未来 24 h 的预测任务步长; α 和 β 分别为权重系数,本文设定 $\alpha=0.7$ 和 $\beta=0.3$,优先保证区间覆盖能力。预测结果需满足以下关键约束以确保工程落地性

设备物理约束

$$\hat{P}_{k,t}^{\max} \leq P_k^{\text{cap}} \quad (11)$$

式中: P_k^{cap} 为充换电站额定容量,确保调度安全性。

用户服务约束

$$\hat{P}_{k,t}^{\min} \geq P_{k,t}^{\text{base}} + \sum_{u \in U_k} \hat{P}_{u,t}^{\text{rigid}} \quad (12)$$

式中: $P_{k,t}^{\text{base}}$ 为基础保障负荷; $\hat{P}_{u,t}^{\text{rigid}}$ 的取值由用户剩余里程需求决定; U_k 为第 k 个换电站覆盖的用户集合。若 S_{now} 低于安全阈值 S_{safe} (本文设定为 20%),则用户必须立即充电,且以最大功率执行;反之, $\hat{P}_{u,t}^{\text{rigid}} = 0$ 。该项确保了调度策略不会导致用户出现续航焦虑。

通过改进型 Transformer 提取的干预特征,模型实现了对策略敏感型负荷的精准刻画,输出的调控区间 $[\hat{P}_{k,t}^{\min}, \hat{P}_{k,t}^{\max}]$ 将作为后续优化调度的动态边界约束,为运营商在保障用户服务质量前提下实现灵活调度提供了决策空间支撑。

3 “换转充”协同的双层优化调度模型

本章在异构画像识别与负荷潜力预测基础上,构建考虑运营侧收益与电网侧安全的双层优化调度模型。预测模型输出的调控区间 $[\hat{P}_{k,t}^{\min}, \hat{P}_{k,t}^{\max}]$ 为优化调度的动态边界约束。上层优化模型在此区间内决策出具体的调度功率 $P_{k,t}$,该决策值综合考虑了运营收益、储能协同及电网约束等多目标平衡。

3.1 上层模型

上层模型作为决策主体,聚焦于运营商的经济收益提升。其核心逻辑在于利用盲盒激励重塑A/B类用户的补能习惯,并吸引C类用户在低谷期到站补能,同时配合站内储能实现峰谷套利。

3.1.1 目标函数

构建涵盖权益减亏、引流增收及价差套利的日综合增收最大化目标函数 F_{up}

$$\max F_{up} = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K (R_{save,k,t} + R_{add,k,t} + R_{arb,k,t} - C_{box,k,t}) \quad (13)$$

式中: $R_{save,k,t}$ 为权益对冲减亏收益,通过引导权益用户转向职住地充电减少刚性电费支出; $R_{add,k,t}$ 为引流增收收益,通过吸引付费用户获得额外服务费; $R_{arb,k,t}$ 为储能峰谷电价套利收益; $C_{box,k,t}$ 为发放盲盒的直接激励支出。

各收益项具体定义如附录A式(A-1)、附录A式(A-2)、附录A式(A-3)和附录A式(A-4)。

3.1.2 约束条件

(1) 调控潜力约束

确保调度功率 $P_{k,t}$ 处于动态边界内,即

$$\hat{P}_{k,t}^{\min} \leq P_{k,t} \leq \hat{P}_{k,t}^{\max} \quad (14)$$

(2) 电池荷电状态(state of charge, SOC)连续性约束

$$S_{k,t} = S_{k,t-1} + (P_{ch,k,t} \eta_c - P_{disch,k,t} / \eta_d) \Delta t / E_k^{\text{cap}} \quad (15)$$

式中: E_k^{cap} 为站内电池总额定容量; η_c 和 η_d 为充放电效率; $S_{\min}$ 和 $S_{\max}$ 为SOC安全运行区间,且要求 $S_{\min} \leq S_{k,t} \leq S_{\max}$ 。

(3) 盲盒经济可行性约束

确保激励支出低于产生的边际节支,即

$$V_{\text{box}} < \Delta R_{\text{save}} \quad (16)$$

上层模型实现了运营商收益与用户行为的初步对齐,确立了场站侧的最优调度目标。

3.2 下层模型

下层模型作为响应主体,利用二阶锥松弛技术对配电网潮流进行校核。上层决策的场站负荷 $P_{k,t}$ 通过地理信息系统确立的空间映射关系 $\mathcal{M}: k \rightarrow i$, 注入对应物理节点 i , 作为下层潮流优化的边界约束。

3.2.1 目标函数

下层模型以配电网网损最小化与电压偏差最小化为目标

$$\min F_{\text{low}} = \lambda_1 \sum_{t=1}^T \sum_{i,j \in E} r_{ij} l_{ij,t} + \lambda_2 \sum_{t=1}^T \sum_{i \in N} (v_{i,t} - v_{\text{ref}})^2 \quad (17)$$

式中: λ_1 和 λ_2 分别为加权因子; r_{ij} 为支路 i,j 阻抗; $l_{ij,t}$ 为电流平方; $v_{i,t}$ 为节点电压平方; v_{ref} 为额定

电压。

3.2.2 约束条件

下层模型采用松弛后的支路潮流方程作为核心约束。

(1) 功率平衡约束

$$\sum_{ki \in E} (P_{ki,t} - r_{ki} l_{ki,t}) + P_{i,t}^{\text{gen}} = \sum_{ij \in E} P_{ij,t} + P_{i,t}^{\text{load}} + P_{k,t} \quad (18)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{gen}}$ 与 $P_{i,t}^{\text{load}}$ 分别为节点 i 的分布式电源功率与常规负荷。

(2) 电压降约束

$$v_{j,t} = v_{i,t} - 2(r_{ij} P_{ij,t} + x_{ij} Q_{ij,t}) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) l_{ij,t} \quad (19)$$

式中: x_{ij} 为支路电抗; $Q_{ij,t}$ 为支路无功功率。为消除量纲影响,电压偏差项采用标么值计算,并设定加权因子 $\lambda_1 = 0.4, \lambda_2 = 0.6$ 。

(3) 二阶锥松弛约束

利用二阶范数运算符 $\|\cdot\|_2$ 将非凸约束松弛为标准锥形式

$$\|[2P_{ij,t}, 2Q_{ij,t}, l_{ij,t} - v_{i,t}]\|_2 \leq l_{ij,t} + v_{i,t} \quad (20)$$

下层模型对配电网安全运行边界的严格校核,确保了基于盲盒激励的调度方案在物理层面的可行性与稳定性。

3.3 双层模型协同求解流程

本文采用基于非支配排序遗传算法 II (non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II) 算法与 Gurobi 优化器调用的迭代求解策略流程如附录图 A-1 所示。

4 算例分析

4.1 实验设置

为验证本文提出的充换电负荷互补评估方法及动态激励盲盒调度策略,本章以上海市二环城区典型路网与 IEEE-33 配电网关键节点为研究对象,构建交通-电力耦合算例。

4.1.1 数据来源

研究数据源于上海市实际运营的电动汽车充换电平台,涵盖了连续12个月的各场站的充换电订单记录,也涵盖实时占用状态与排队历史,作为模型感知的场景特征信号 Φ 。

经过数据清洗与重构,本文选取了覆盖多区域的30个典型场站作为样本。如图1所示,通过对18个核心场站用户进站行为的预测发现,每个换电站在不同时段都含有大量用户进站起始SOC处于40%到60%区间,存在大量可调控潜力。

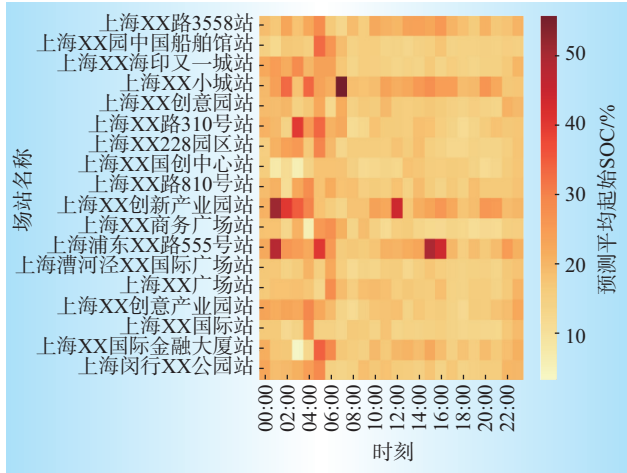


图1 核心换电站可调控潜力预测

Fig. 1 Controllable potential prediction for key battery swapping stations

4.1.2 物理网络设定

仿真系统涵盖41个地理节点,设置7座换电站,将节点16与37设定为充换协同场站,将上述场站接入IEEE-33节点配电网。典型日电价参照上海市分时电价标准,峰谷价差设定为0.8元/kWh。下层模型多目标加权因子设定为 $\lambda_1=0.4$ (网损优先)与 $\lambda_2=0.6$ (电压稳态优先)。

4.1.3 用户样本设定

本文设定区域内共有500名活跃换电用户。根据第一章提出的画像分类体系以3:4:3的比例采样3类用户拆分。

4.1.4 实验场景设计

为全面验证盲盒激励双层调度模型的性能,设置3组对照实验。

场景1(无干预场景):用户依据原始习惯补能,运营商被动接受负荷。

场景2(固定激励场景):在高峰期前采用50元固定金额激励权益用户,在低谷期以换电服务费打五折优惠(25元/次)激励无权益用户换电。不考虑画像异质性与杠杆效应。

场景3(动态盲盒场景):引入本文提出的动态激励盲盒,基于心理博弈机制与电网安全校核,实现单次奖励最小的精准引导。

4.2 基于充电惯性的多类用户盲盒杠杆效应验证

本节通过设定不同的盲盒触发门槛 Q_{gate} ,量化分析低激励门槛对A、B两类权益用户实际补能电量的撬动作用。由于原始样本数据主要涵盖用户在换电站的补能记录,本文采用反向偏移识别法判定用户响应情况:利用Transformer模型滚动预测用户在特定窗口内的换电需求,若系统发放盲盒后,实测换电频次显著低于预测频次,则视为该用户成

功执行了“换转充”行为偏移,并将其预测换电量作为本次充电负荷的基准。

结果如图2所示,通过量化分析两类用户在不同实验组下的响应电量与响应率,可得出以下结论:

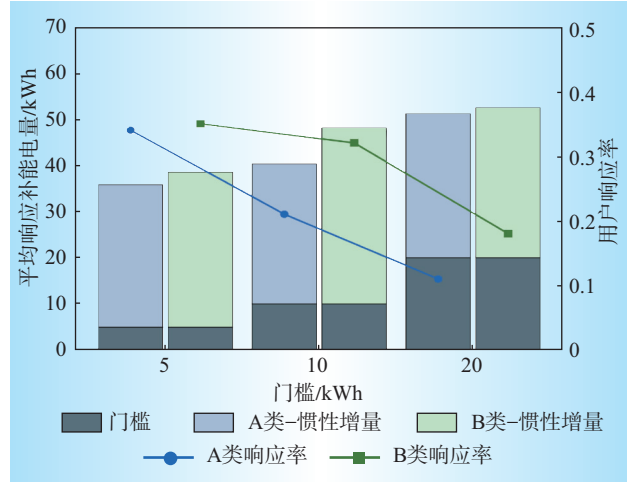


图2 不同门槛下的激励响应电量与响应率

Fig. 2 Incentive response energy and response rates under different thresholds

A类用户对充电门槛展现出明显的敏感性。当 $Q_{gate}=5$ kWh时,A类用户补能响应率为34%,且其平均实际补能电量达到了35.8 kWh,形成了高达7.16倍的惯性杠杆。但随着门槛逐渐抬升,响应率迅速萎缩。

B类用户对中高门槛的接受度更强。在门槛从 $Q_{gate}=5$ kWh抬升至 $Q_{gate}=10$ kWh的过程中,B类用户响应率只降低了3%,且平均单次补能能量达到48.1 kWh,表现出更容易被较低激励和较高门槛调度的调控潜力。

实验证明,盲盒策略的经济性核心在于精准识别不同画像的响应临界点。通过极低门槛触发A类用户的深度补能惯性以获取最高杠杆,同时利用中等门槛维持B类用户的参与规模。运营商仅需投入极低的边际激励成本,即可撬动大规模负荷转移。

4.3 运营商营收与关键节点平抑效果对比

本节通过上述3组对照实验,验证本文提出的盲盒激励双层调度策略在经济效益与电网关键节点调节方面的优越性。

(1) 盈利性对比:营收模型验证

如图3所示,场景3(动态盲盒策略)与场景2(固定激励)在调节趋势上展现出一致性,但在调度精度与经济性上场景3表现更优。

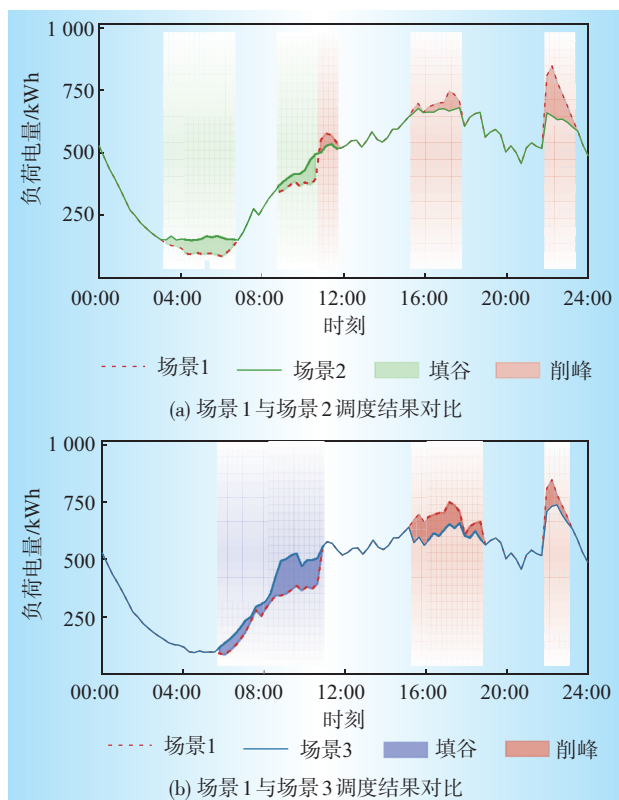


图3 不同场景间换电站优化调度结果对比

Fig. 3 Comparative analysis of optimal scheduling results under various scenarios

如表1所示,在负荷调度层面,场景3的累计削峰与填谷电量分别达486.2 kWh和548.9 kWh,较场景2均有显著提升。微观行为分析显示,场景3成功引导全天8.1个权益订单转向职住地充电,并吸引9.1次付费换电行为实现时空转移。这证明了动态盲盒机制通过精准识别用户补能需求,能更有效地引导用户改变补能习惯。

综合看,场景3在权益对冲减亏、引流增收及调峰补偿3大指标上均全面领先,其综合利润较场景2大幅提升60.6%。上述数据证明了该策略在降低运营压力的同时,实现了场站盈利能力的提升。

表1 调度结果与营利指标

Table 1 Scheduling results and profitability indicators

指标	场景2	场景3
削峰电量/kWh	452.8	486.2
填谷电量/kWh	512.4	548.9
权益对冲收益 R_{save} /元	450.6	480.3
引流增收收益 R_{add} /元	200.4	281.7
调峰补偿收益 R_{sub} /元	336.1	414.5
盲盒激励成本 C_{box} /元	375.0	152.0
日综合增收 F_{up} /元	611.3	1 022.6

(2) 关键节点负荷平抑效果分析

如图4所示,在场景1中,总负荷受晚高峰补能

需求剧烈叠加的影响,峰值突破1 400 kW,日峰谷差高达1 173.25 kW。而在场景3调度下,通过盲盒激励机制引导约33.3%的高峰需求实现时空平滑转移,图4中蓝色渐变背景标注的活跃区间内负荷波动显著平抑,系统峰谷差缩减至845.12 kW,降幅达27.9%。此外,凌晨时段的“填谷”效应有效利用了电网冗余容量,将原本具有阶跃性的负荷重塑为平缓增量。附录A表1详细列举了该节点在不同场景下的关键物理运行指标。

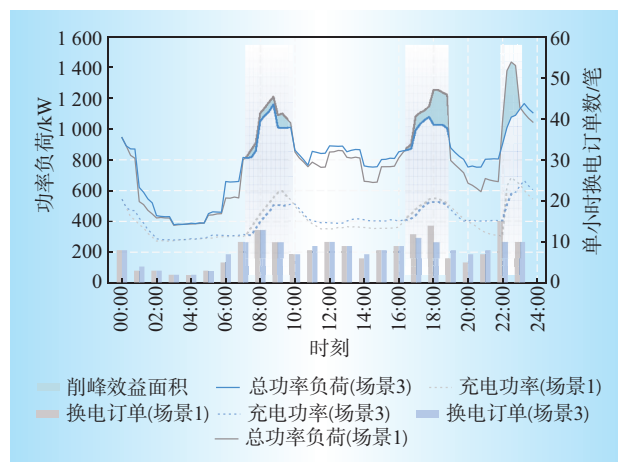


图4 关键充换电一体节点负荷平抑结果

Fig. 4 Load smoothing results of key integrated charging and swapping nodes

功率负荷的改善直接驱动了电网运行质量的提升。监测数据显示,受益于关键节点负荷的时空平移,全网节点(涵盖非调节节点)受潮流耦合影响,其电压跌落风险得到整体化解。场景3在获利远大于场景2的情况下,平抑效果与场景2相仿,且全网节点电压方根误差(root mean square error, RMSE)较场景1降低了0.029,这有力验证了针对关键充换电节点的盲盒调度策略具备以点带面的电网稳态支撑能力。

5 结束语

本文提出了一种基于换电权益画像分层与动态激励盲盒的双层优化调度模型,得出如下结论:

首先,持有不同免费权益的用户在补能频率、时段选择及电价敏感度上存在显著差异;其次,提出了充电惯性理论并验证了激励引导的杠杆效应。最后,验证了动态盲盒机制在运营商盈利与电网稳态运行协同优化方面的有效性。

相比于传统固定激励模式,本文的调度框架为私家电动汽车参与车网互动提供了新的视角,所提策略能更精准地过滤激励冗余,显著提升权益对冲

减亏收益与引流增收收益,降低了全网电压偏差及跌落风险。D

附录见本刊网络版(<http://dsm.ijournals.cn>)。

参考文献:

- [1] 夏时哲,王傲群,蔡梦路.考虑电动汽车储能特性的充电聚合管控策略研究[J].电力需求侧管理,2024,26(4):61-67.
XIA Shizhe, WANG Aoqun, CAI Menglu. Research on charging aggregation management and control strategy considering energy storage characteristics of electric vehicles [J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(4):61-67.
- [2] GULL M S, AHMED I, KHALID M, et al. Design and optimization of electric vehicle battery swapping stations with integrated storage for enhanced efficiency [J]. Journal of Energy Storage, 2025, 129:117-211.
- [3] 暴悦爽,王金浩,程雪婷,等.聚合电动汽车与碳捕集的虚拟电厂优化运营策略[J].全球能源互联网,2025,8(3):299-309.
BAO Yueshuang, WANG Jinhao, CHENG Xueting, et al. Optimization operation strategy of virtual power plant integrating electric vehicles and carbon capture [J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2025, 8(3):299-309.
- [4] 陈颀,张晓东,李隆意,等.基于电-碳联合机制的电动汽车共享充电两阶段博弈协同调度策略[J].电网技术,2024,48(9):3584-3594.
CHEN Jie, ZHANG Xiaodong, LI Longyi, et al. Two-stage game collaborative scheduling optimization of EV shared charging based on electricity-carbon joint mechanism [J]. Power System Technology, 2024, 48(9):3584-3594.
- [5] 詹祥澎,杨军,韩思宁,等.考虑电动汽车可调度潜力的充电站两阶段市场投标策略[J].电力系统自动化,2021,45(10):86-96.
ZHAN Xiangpeng, YANG Jun, HAN Sining, et al. Two-stage market bidding strategy for charging stations considering schedulable potential of electric vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(10):86-96.
- [6] 刘贵宇,周霞,戴剑丰,等.基于IDBO算法的电动汽车有序充放电控制策略[J].浙江电力,2025,44(8):34-43.
LIU Guiyu, ZHOU Xia, DAI Jianfeng, et al. Ordered charging and discharging control strategy for electric vehicles based on IDBO algorithm [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(8):34-43.
- [7] 崔杨,李翼成,付小标,等.基于换电服务定价策略及动态调控方法的含充换电站微电网系统双层优化调度[J].电网技术,2023,47(5):1998-2011.
CUI Yang, LI Yicheng, FU Xiaobiao, et al. Bi-layer optimal scheduling of microgrid system with charging and swapping stations based on battery swapping service pricing strategy and dynamic control method [J]. Power System Technology, 2023, 47(5):1998-2011.
- [8] 周晨瑞,盛光宗,李升.考虑电动汽车接入的微电网多目标优化调度[J].电气工程学报,2023,18(1):211-218.
ZHOU Chenrui, SHENG Guangzong, LI Sheng. Multi-objective optimal scheduling of microgrid considering electric vehicle access [J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(1):211-218.
- [9] 张美霞,付御临,杨秀.基于电动汽车充换电需求时空分布的充换电设施规划[J].电力科学与技术学报,2025,40(1):126-137.
ZHANG Meixia, FU Yulin, YANG Xiu. Planning of charging and swapping facilities based on spatio-temporal distribution of electric vehicle charging and swapping demand [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(1):126-137.
- [10] 袁建华,张天宇,陈广生,等.基于补偿机制的电动汽车区域多维补电优化调度策略[J].中国电力,2025,58(4):119-130.
YUAN Jianhua, ZHANG Tianyu, CHEN Guangsheng, et al. Regional multi-dimensional replenishment optimization scheduling strategy for electric vehicles based on compensation mechanism [J]. Electric Power, 2025, 58(4):119-130.
- [11] 傅质馨,朱韦翰,朱俊澎,等.车-电-路-站互联下电动出租车换电需求预测及换电站充电优化策略[J].电力自动化设备,2022,42(10):116-124.
FU Zhixin, ZHU Weiham, ZHU Junpeng, et al. Electric taxi battery swapping demand prediction and charging optimization strategy of battery swapping station under interconnection of vehicle-battery-road-station [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(10):116-124.
- [12] LIU B, CHEN J, ZHANG N, et al. Optimized scheduling of an integrated energy system with an electric truck battery swapping station [J]. Processes, 2024, 12(1):84.
- [13] ALHARBI W, HUMAYD A S B, R P P, et al. Optimal scheduling of battery-swapping station loads for capacity enhancement of a distribution system [J]. Energies, 2023, 16(1):186.
- [14] ARORA A, MURARKA M, RAKSHIT D, et al. Multiobjective optimal operation strategy for electric vehicle battery swapping station considering battery degradation [J]. Cleaner Energy Systems, 2023, 4:100048.
- [15] CUI D, WANG Z, LIU P, et al. Operation optimization approaches of electric vehicle battery swapping and charging station: a literature review [J]. Energy, 2023, 263:126095.

作者简介:

陈冠源(2001),男,天津人,硕士研究生,研究方向为电力系统规划、电力市场;

陈涛(1989),通信作者,男,安徽铜陵人,副教授,博士生导师,研究方向为电力需求侧管理、人工智能应用;

高赐威(1977),男,浙江杭州人,教授,博士生导师,研究方向为电力需求侧管理及需求响应、电力市场与电力监管、能源互联网与电力规划。

(责任编辑 孙 晶 方德康)

附录A

各收益项具体定义如附录A式(A-1)、附录A式(A-2)、附录A式(A-3)和附录A式(A-4)。

1) 权益对冲收益

$$R_{\text{save},k,t} = \sum_{u \in A,B} C_{\text{real},u,t} (P_{\text{pur},t} + \Delta C_c) \quad (\text{A-1})$$

2) 引流增收收益

$$R_{\text{add},k,t} = \sum_{u \in C} Q_{u,t} P_{\text{ser},t} \quad (\text{A-2})$$

式中: $Q_{u,t}$ 为到站补能电量; $P_{\text{ser},t}$ 为单位换电服务费。

3) 电价套利收益

$$R_{\text{arb},k,t} = P_{\text{disch},k,t} P_{\text{sell},t} - P_{\text{ch},k,t} P_{\text{pur},t} \quad (\text{A-3})$$

式中: $P_{\text{disch},k,t}$ 与 $P_{\text{ch},k,t}$ 分别为储能放电与充电功率; $P_{\text{sell},t}$ 为向电网或用户售电的单价。

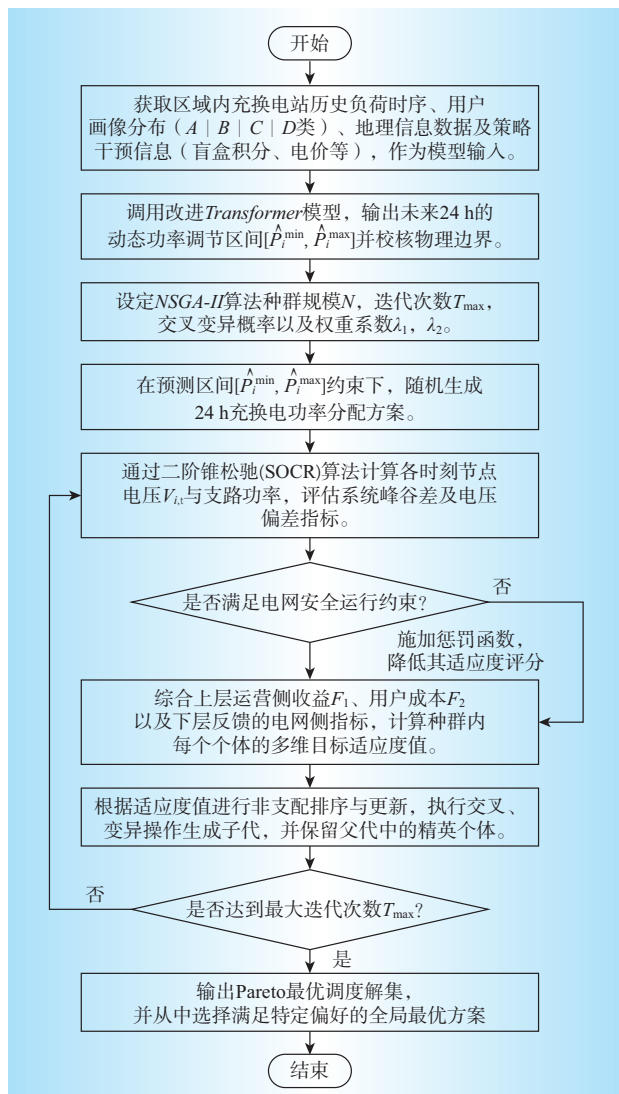
4) 盲盒激励成本

$$C_{\text{box},k,t} = \sum_{u=1}^N \hat{p}_{u,t} V_{\text{box},u} \quad (\text{A-4})$$

表A-1 平抑结果与物理指标

Table A-1 Smoothing results and physical performance indicators

物理指标	场景1	场景2	场景3
总负荷峰值/kW	1 435.12	1 148.21	1 180.34
总负荷峰谷差/kW	1 173.25	789.99	845.12
末端节点最大电压偏差/%	-7.15	-4.01	-3.82
全网电压偏差均方根	0.041	0.014	0.012



图A-1 迭代求解流程

Fig. A-1 Iterative procedure flow