

现货模式下电力交易与充电运营及调控协同优化策略

朱德鑫^{1,2}, 韩亚宁^{1,2}, 龚成明^{1,2}, 邓叶航^{1,2}, 胡英健^{1,2}

(1. 南京德睿特来电能源研究院有限公司, 江苏省南京市 210012; 2. 特来电新能源股份有限公司, 山东省青岛市 266104)

摘要: 随着电动汽车的规模化发展及电力现货市场的全面推进,单一环节的充电运营或电力交易收益难以兼顾充电运营商和售电公司的诉求。为使充电运营和电力交易整体收益最大化,解决市场交易和充电运营与充电调控之间缺乏协同的问题,提出一种“交易-定价-调控”三位一体的协同优化框架。在日前市场阶段,基于历史数据构建充电需求价格弹性矩阵,建立以运营商整体收益最大化为目标的交易申报与运营定价联合优化模型;在实时市场阶段,建立基于模型预测控制的滚动优化模型。该滚动优化模型针对实时负荷的不确定性,构建基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒约束,并根据预出清的实时价格实现对实时负荷的滚动调度以最大化运营商收益。算例部分根据某充电运营商充电站进行仿真和实测。结果表明,通过所提方法使得运营商的综合收益在日前和实时市场均得到提升,证明了所提方法的有效性。

关键词: 电力现货市场; 需求价格弹性; 充电运营; 充电调控; 协同优化; 分布鲁棒优化; 模型预测控制

0 引言

中国电力现货市场已经历两轮试点建设,文献[1]明确将全面推进电力现货市场建设,电力现货市场建设明显加速。截至2025年12月,山西、山东、广东、甘肃、蒙西、湖北、浙江7个区域已进入电力现货市场正式运行,而其他大部分省份也陆续进入连续结算试运行。电力现货市场作为衔接中长期交易与电网实时运行的关键枢纽,在实现电力资源配置和保障电力系统安全稳定运行中发挥了重要作用^[2]。

随着新型电力系统建设的不断深化,电动汽车(electric vehicle, EV)保有量已进入快速增长阶段,给新型电力系统带来了新的挑战与机遇:一方面,无序充电、高峰期充电、大功率充电将给电网安全稳定及调度运行带来极大挑战^[3];另一方面,通过聚合调控方式可以充分发挥EV具备的“移动储能”资源禀性带来的调节潜力,使其成为电力系统宝贵的调节资源^[4]。在此背景下,EV充电负荷在聚合后可以凭借可观的灵活性及需求价格弹性,通过参与现货市场来支撑电力系统的安全、可靠和经济运行^[5-6]。

近年来,国内头部充电运营商正积极开展车网

互动(vehicle to grid, V2G)应用,探索EV灵活性调节能力在电力市场中的发挥和变现。然而,在中国现行电力市场体系下,充电运营商多以电力用户身份通过售电公司代理方式参与市场交易,其灵活调节能力难以直接体现在批发侧交易决策中。因此,目前大多仍主要以需求响应等补贴型机制参与调节,参与频次有限。在电能量市场中,EV充电负荷更多是被动接受零售电价信号,尚未充分挖掘其作为灵活性资源在现货交易中的价值。

随着电力现货市场建设的全面推进,市场价格逐步反映电力系统供需关系,价格信号对负荷的调节作用不断增强,传统依赖行政或补贴驱动的需求响应机制的实施频次和边际收益将进一步下降。在此背景下,亟须立足于中国电力现货市场规则,围绕日前-实时多阶段市场结构,研究交易决策、运营定价与负荷调控一体化协同优化策略,通过价格引导与主动调控相结合的方式,系统挖掘EV灵活性资源在现货市场中的经济价值,从而实现现货模式下相关主体整体收益的提升。

目前,国内外围绕EV参与电力市场已经开展了大量研究,在市场交易策略^[7-8]、运营定价机制^[9-10]、运行调控方法^[11-12]等方面均取得了诸多成果。在交易策略方面,通常采用两层或多层优化模型、随机规划和博弈论方法来设计充电负荷聚合商与市场的投标竞价策略^[13-14]。在定价机制方面,目

收稿日期: 2025-09-04; 修回日期: 2026-04-23。

上网日期: 2026-06-15。

内蒙古自治区“揭榜挂帅”项目资助(2022JBGS0043)。

前的研究通常基于需求价格弹性分析制定差异化定价策略。针对价格弹性获取,现有研究主要分为以下3类:一是基于统计回归的弹性估计,其形成的弹性矩阵可解释性强^[15-16];二是微观行为驱动的离散选择模型,通过量化价格对用户选择概率的影响^[17],可有效刻画用户异质性^[18-19];三是深度学习与强化学习方法,通过神经网络捕捉非线性时空特征,适用于复杂高维场景^[20-21]。通过上述方法量化不同用户对电价的响应程度,并通过实时定价^[22]、分时电价^[23-24]和高峰定价^[25]等动态电价策略引导用户参与响应^[26-27]。在调控方法方面,国内外重点关注通过充放电策略和先进调控方法研究来兼顾电网运行与用户需求,已有相关文献分别以负荷波动平抑^[28]、运营收益提升(成本降低)^[29-30]、有功网损减小^[31]和负荷峰谷差最小^[32]为目标研究EV优化充放电策略,在静态或准静态环境下实现负荷平移、成本降低等目标。面对具有用户行为不确定性、负荷波动随机性的动态环境,目前研究主要集中于通过博弈论^[25,33]、模型预测控制(model predictive control, MPC)^[34-35]等方法进行实时优化调度。这些研究方法的进展为实时调控提供了动力学视角和多目标优化手段。

针对EV参与多阶段电力市场已进行了一定研究,但多数工作仍侧重于交易决策、运营定价或运行调控中的某个或部分环节。虽已考虑到现货市场日前至实时多阶段市场结构,但未能系统性刻画交易申报、零售定价与实时负荷调控间的协同机制。因此,涉及多环节的协同优化成为研究热点。文献[36]构建了定价与充电控制的联合优化模型,在考虑服务质量和EV价格敏感性的前提下,实现充电站社会福利最大化。文献[37]考虑了现货能源、调频辅助服务和多阶段需求响应等多种交易品种,通过鲁棒优化与滚动优化降低不确定性影响。文献[38-39]实现了价格制定和用户调度策略的演化均衡分析。文献[40-41]分别从需求响应机制和多主体博弈角度研究了EV的优化调度策略。文献[42-43]则研究了兼顾电网、EV负荷聚合体与车主三方利益的大规模EV分布式实时协同优化方法。近年来,较多研究已从电力零售商或聚合商角度,将EV灵活性纳入市场决策分析框架。然而,现有研究多以单一决策主体为核心,侧重其在特定市场层级(如批发市场或零售市场)中的收益优化,较少在统一框架下同时刻画批发侧交易决策、零售侧定价机制与实时运行调控之间的协同关系。在此背景下,EV的灵活性潜力更多被用于被动响应价格信号,而未能充分参与到交易决策层面的价值创造过程中。

综上所述,考虑到充电运营商对充电负荷的调度引导能力,以及售电公司在电力批发市场的交易决策需求,并结合实时电价波动、充电不确定性等因素对其收益的影响,本文以国内头部充电运营商的业务模式为基础,构建了一个面向日前市场阶段至实时市场阶段的多阶段一体化协同优化框架。在日前市场阶段,基于EV价格弹性并将其引入申报与定价环节,建立日前申报决策与定价引导的联合优化模型,获取日前最优申报策略及与其协调的充电电价方案,通过耦合批发侧申报与零售侧定价,运营商能够有效提升批发市场收益。在实时市场阶段,结合EV短时灵活性和快速调节能力设计滚动优化调度机制,以便及时捕获实时价格波动带来的套利空间。通过整合日前申报决策、运营定价及实时负荷调控,形成面向充电运营商/售电公司双重身份的综合经营策略,实现多阶段市场的综合收益最优,为国内充电运营商在现货模式下的收益最大化提供可复制、可扩展的优化框架。

1 EV充放电参与电力市场的协同框架

1.1 相关主体及其在现货市场下的收益逻辑

随着各省份电力现货市场的连续运行,电力系统的供需情况越来越反映到电价上,且根据现货价格组织形式分别形成日前价格和实时价格。现货价格在不同省份、不同日期、不同时段均存在差异,这种差异性非常显著。图1展示了电力现货价格在不同日期和时段上的差异性。

电价的时空差异性为挖掘EV的经济价值提供了契机:一方面,EV作为分布式移动储能单元,具有显著的调节能力,在错峰充电、需求响应等领域已得到广泛应用;另一方面,EV充电负荷在短时间尺度内具有一定的价格弹性,通过价格信号可有效引导其充电行为。基于上述特性,充电运营商能够依据电力现货价格信号,在短时间尺度对充电负荷进行引导与调度,发挥类似于需求响应的“削峰填谷”作用并从中获利,如图2所示。

充电运营商作为电力用户从市场购电后给用户提供充电服务,虽然可作为大用户直接参与市场,但受限于电力交易的高准入门槛及专业性壁垒,目前的充电运营商仍普遍以寻求售电公司代理购电的方式参与市场,即电力用户和售电公司在零售市场签订购售电套餐,再由售电公司进入批发市场购电。现货市场属于批发市场范畴,虽然一些省份的零售市场对电力现货价格进行了传导,但往往非常有限。因此,充电运营商必须寻求能够在批发市场中合作的售电公司并做好协同,整体考虑批发侧购电电价和运营端充电定价,在电力现货市场背景下提

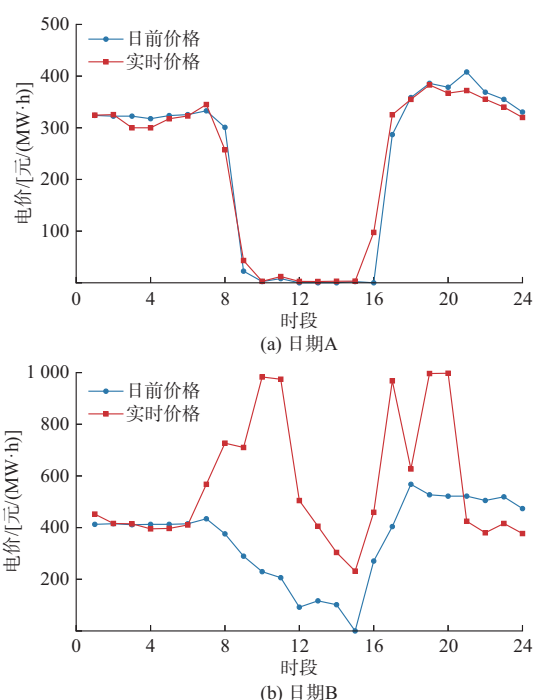


图1 某省不同日期的电力现货价格
Fig. 1 Spot electricity prices on various days in a certain province

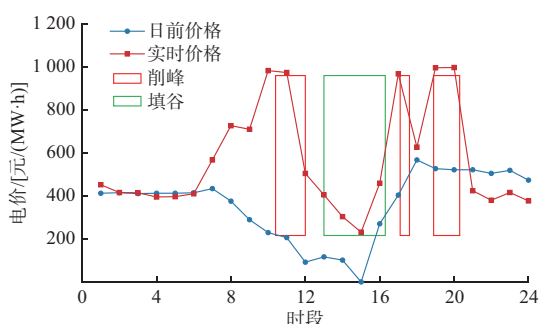


图2 基于电力现货价格的EV充电负荷削峰填谷作用
Fig. 2 Peak-shaving and valley-filling effect of EV charging load based on spot electricity prices

升整体收益,提高充电运营的竞争力。鉴于此,本文重点研究日前现货市场中交易申报和充电运营定价的联合优化问题,旨在得到最优申报策略和定价策略。同时,结合实时市场的价格变化,通过EV的负荷调度进一步扩大整体收益。具体协同框架如图3所示,其中的黄色部分突出了二者的协同部分。

然而,考虑到两个主体之间的收益相互影响,即使按照上述流程协作,要理解并实现整体收益最大化的目标仍较为困难。因此,下文将整合两个利益主体后进行考虑。

1.2 整合的利益主体及收益协同优化框架

在购售电市场中,售电公司和电力用户的收益之间存在互斥性。假设在零售市场中,售电公司与

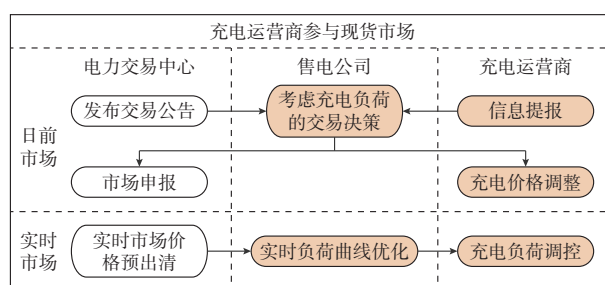


图3 充电运营商参与现货市场框架
Fig. 3 Framework of charging operators participating in spot market

电力用户签订特定零售合同,约定零售电价为 P_{RM} ,则售电公司的收益 $I_{retailer}$ 可表示为:

$$I_{retailer} = (P_{RM} - P_{WM})Q \quad (1)$$

式中: P_{WM} 为售电公司批发电价; Q 为用户用电量。

售电公司若要实现盈利,其在零售市场中给用户的签约电价必须高于其在批发市场中的批发电价。由此可见,售电公司和电力用户属于完全对立的利益主体,这一利益对应关系同样适用于作为电力用户的充电运营商。

充电运营商的收益 $I_{charging}$ 源自充电服务电价 P_{cs} 和向售电公司的购电电价 P_{RM} 之间的价差,即

$$I_{charging} = (P_{cs} - P_{RM})Q \quad (2)$$

联立式(1)和式(2),得到总收益 I 为:

$$I = (P_{cs} - P_{WM})Q \quad (3)$$

可以看出,售电公司和充电运营商的总收益与其签订的零售电价无关,仅由充电服务电价和批发电价的相对价差及用电量决定。因此,在寻求参与电力市场场景下的最优收益时,可将售电公司和充电运营商整合为一个统一的利益主体。为便于后续表述与理解,除特殊说明外,本文将充电运营商的概念拓展为兼具电力交易与充电运营双重职能的主体;对于售电公司与充电运营商之间的内部收益划分问题,本文不做深入研究(在实际中,规模化的充电运营商通常自主注册售电公司以开展电力交易业务)。本文研究重点聚焦于电力交易(尤其是现货交易)场景下,交易端与运营端的协同优化策略,以寻求整体收益的最大化。图4从日前和实时市场两个维度,进一步阐述了交易和运营的协同优化框架。

可以看出,整合后的主体具有以下优势:

1) 充电运营活动和交易决策将更加紧密地联系起来,二者效益不再互斥而是以整体收益最大化为目标进行协同优化;

2) 充电运营商从以赚取充电服务费用为主的盈利方式逐步转向通过参与电力市场,依托价格引导和负荷调度发挥EV的灵活性,从而获得更加多元化的市场收益。

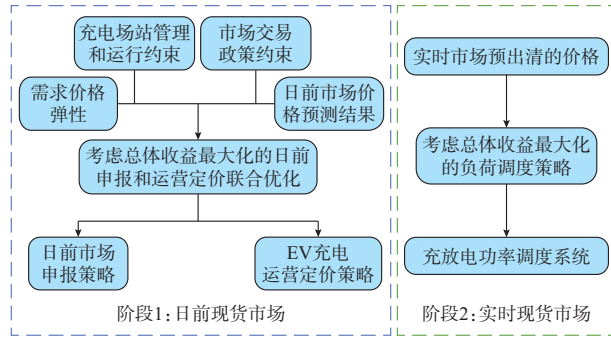


图4 交易运营协同优化框架

Fig. 4 Collaborative optimization framework of trading and operation

综上所述,在日前市场,充电运营商基于需求价格弹性、充电场站管理和运行约束、市场交易政策条件、日前价格预测结果等,进行日前市场交易决策,形成申报量价信息和充电运营最佳定价策略,并完成日前申报充电运营服务定价。在实时市场,基于日前成交的电量、实时负荷预测结果、电力交易中心发布的预出清实时电价等信息,仍以整体收益最大为目标滚动优化、调控充电负荷。

2 日前市场交易与充电运营定价联合优化

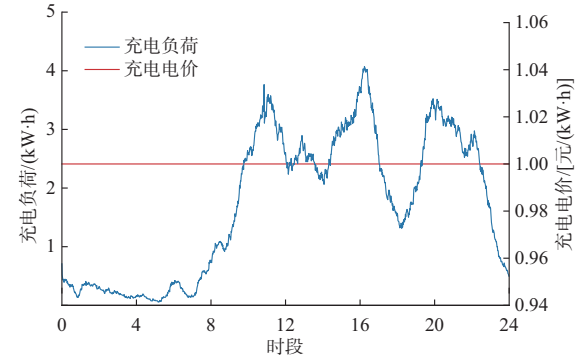
本章旨在构建一个考虑用户充电需求价格弹性的充电运营商日前市场交易与充电运营定价联合优化模型,以期在日前交易决策和运营定价时最大化运营商收益。

2.1 EV 充电需求价格弹性建模

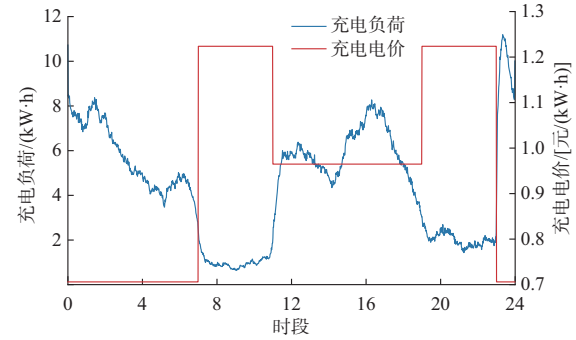
需求价格弹性是衡量商品或服务需求量对其价格变动反应程度的指标,通常定义为需求量变动百分比与价格变动百分比的比值^[15]。EV 的充电安排具有较高的灵活性,特别是个人乘用车一般可在一周时间内灵活安排充电时间,即使是出租车、网约车等运营车辆,一般也可在一日内灵活安排充电时间。如图5所示,当同一个区域的两个公共充电站分别采用分时价格和固定价格时,其充电负荷曲线呈现出显著的负荷特征差异,直观反映了不同价格机制对充电行为的影响。

从两种不同价格设定的充电负荷曲线可以看出,充电行为存在较强的价格弹性,但这样的价格设定毕竟长期不变,故短期的价格调整对用户充电行为影响的定量评估更为关键。本文基于统计回归方法构建弹性模型,以兼顾建模精度、可解释性与工程适配性。

考虑EV 充电价格弹性在日内不同时段存在差异。设一日被划分为 T 个时段,时段 t 的充电服务价格为 $P_{cs,t}$,充电负荷为 $Q_{cs,t}$,则 $T \times T$ 阶弹性矩阵 E_r 可定义为:



(a) 固定价格场景



(b) 分时电价场景

图5 固定价格与分时价格下的充电负荷和充电电价对比

Fig. 5 Comparison of charging load and charging price under fixed price and time-of-use price

$$E_r = \begin{bmatrix} E_{r,11} & E_{r,12} & \cdots & E_{r,1T} \\ E_{r,21} & E_{r,22} & \cdots & E_{r,2T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E_{r,T1} & E_{r,T2} & \cdots & E_{r,TT} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中

$$E_{r,tj} = \frac{\Delta Q_{cs,j} / Q_{cs,j}}{\Delta P_{cs,t} / P_{cs,t}} \quad \forall t, j \in \{1, 2, \dots, T\} \quad (5)$$

式中: $E_{r,tj}$ 表示时段 j 的相对价格变化对时段 t 相对充电负荷的影响; $\Delta Q_{cs,j}$ 和 $\Delta P_{cs,t}$ 分别为时段 t 充电负荷和充电服务价格的变化量。

对角元素反映了本时段相对价格对本时段相对充电负荷的影响(自价格弹性);非对角元素反映了时段间的负荷转移效应(交叉价格弹性)。本文以历史充电运营定价和实际充电量数据,通过最小二乘法线性回归拟合价格弹性矩阵^[16],在后续优化中作为已知参数使用。

设 $P_{cs,t}^{\text{base}}$ 、 $Q_{cs,t}^{\text{base}}$ 分别为时段 t 的基准定价和充电负荷,则式(5)可记为:

$$\frac{Q_{cs,t} - Q_{cs,t}^{\text{base}}}{Q_{cs,t}^{\text{base}}} = \sum_{j=1}^T E_{r,tj} \frac{P_{cs,j} - P_{cs,j}^{\text{base}}}{P_{cs,j}^{\text{base}}} \quad (6)$$

整理后可得:

$$Q_{cs,t} = Q_{cs,t}^{\text{base}} + \sum_{j=1}^T E_{r,tj} \frac{Q_{cs,t}^{\text{base}}}{P_{cs,j}^{\text{base}}} (P_{cs,j} - P_{cs,j}^{\text{base}}) \quad (7)$$

为简化书写,令常数项:

$$\begin{cases} \alpha_t = Q_{cs,t}^{base} - \sum_{j=1}^T \beta_{ij} P_{cs,j}^{base} \\ \beta_{ij} = E_{\tau,ij} \frac{Q_{cs,t}^{base}}{P_{cs,j}^{base}} \end{cases} \quad (8)$$

则式(5)可进一步简化为:

$$Q_{cs,t} = \alpha_t + \sum_{j=1}^T \beta_{ij} P_{cs,j} \quad (9)$$

2.2 充电运营商日前申报与运营定价联合优化

本节构建充电运营商在日前电力市场中的申报决策与充电站运营定价的联合优化模型,通过协同优化其在电力批发市场的购电行为和充电运营的充电服务定价,最大化其运营利润。

2.2.1 目标函数

充电运营商收益最大化可表述为其总充电服务收入与总购电成本之差最大化,优化目标函数为:

$$\begin{aligned} \max \sum_{t=1}^T (P_{cs,t} Q_{cs,t} - P_{DA,t} Q_{DA,t}) = \\ \max \sum_{t=1}^T \left(\alpha_t P_{cs,t} + \sum_{j=1}^T \beta_{ij} P_{cs,t} P_{cs,j} \right) - P_{DA,t} Q_{DA,t} \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $Q_{DA,t}$ 、 $P_{DA,t}$ 分别为时段 t 日前市场申报电量和预测出清电价。电价预测已有较为成熟的工程应用,不作为本文研究重点,仅作为已知参数使用。

2.2.2 约束条件

充电运营商在日前市场的总申报电量受其代理用户报装容量或其他政策限制,故存在相应的上下限约束:

$$0 \leq Q_{DA,t} \leq Q_{DA,max} \quad (11)$$

充电服务价格存在上下限,以反映市场竞争或用户接受度:

$$P_{cs,min} \leq P_{cs,t} \leq P_{cs,max} \quad \forall t \quad (12)$$

各时段充电量不能超过充电运营商的最大充电容量:

$$\frac{Q_{cs,t}}{\Delta t} \leq C_{max,t} \quad \forall t \quad (13)$$

式中: $Q_{DA,max}$ 为日前市场申报电量上限; $P_{cs,min}$ 和 $P_{cs,max}$ 分别为充电服务价格下限和上限; $C_{max,t}$ 为时段 t 最大容量,取决于时段 t 各充电站最大可输出功率之和; Δt 为时间间隔,取决于 T 值的选取。

电量约束:在目前国内大部分电力现货市场中,用户侧报量不报价参与市场,即用户申报电量能够全额中标,即使在报量报价的市场中也能够通过顶格报价确保中标,另外在日前优化阶段不考虑负荷的不确定性。因此,可做如下电量约束假设:

$$Q_{DA,t} = Q_{cs,t} \quad (14)$$

2.2.3 求解算法

由于定价 $P_{cs,t}$ 具有严格的上下限约束 $P_{cs,t} \in [P_{cs,min}, P_{cs,max}]$, 目标函数中的二次项 $P_{cs,t} P_{cs,j}$ 可通过 McCormick 松弛转换为线性约束。引入辅助变量 $W_{ij} = P_{cs,t} P_{cs,j}$, 增加上下包络线约束如下:

$$\begin{cases} W_{ij} \geq P_{cs,max} P_{cs,t} + P_{cs,max} P_{cs,j} - P_{cs,max}^2 \\ W_{ij} \geq P_{cs,min} P_{cs,t} + P_{cs,min} P_{cs,j} - P_{cs,min}^2 \\ W_{ij} \leq P_{cs,max} P_{cs,t} + P_{cs,min} P_{cs,j} - P_{cs,max} P_{cs,min} \\ W_{ij} \leq P_{cs,min} P_{cs,t} + P_{cs,max} P_{cs,j} - P_{cs,max} P_{cs,min} \end{cases} \quad (15)$$

通过上述线性化处理,原始模型可以转化为混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)模型,通过谷歌 ORTOOLS 开源求解库中的约束整数规划求解器(SCIP)求解。

3 实时市场充电调控策略滚动优化

在实时运行阶段,充电负荷呈现出一定的随机性,实际负荷往往偏离基于价格弹性的期望值而导致经济性受损。此外,实时价格和日前价格的差异存在基于负荷调整的套利空间。当前,在中国江苏、山东、甘肃等省的电力现货市场中,实时价格信息的预先披露在一定程度上引导了用电侧负荷调整,使上述套利机制在实践中变得可行。本章建立基于模型预测控制的滚动优化模型,对场站充电负荷进行滚动调控以最大化运营商收益。

3.1 EV 负荷调控能力

如前文所述,EV 发挥灵活性调控能力的方式包括通过价格弹性调节和实时负荷控制两种。在实时市场,可以通过在一定范围内进行负荷控制来发挥 EV 的移动储能价值,参与实时市场套利。

图6所示为在某充电场站实际控制的效果。在下发一个控制目标功率后,充电负荷能够快速响应,且在控制结束后快速恢复,充分体现了充电负荷的控制能力。

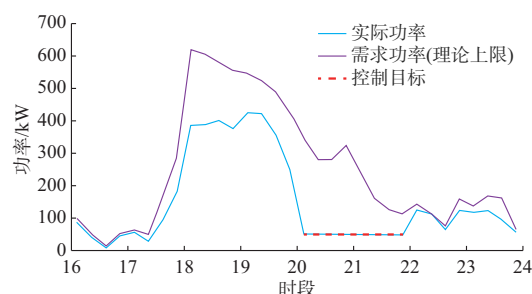


图6 EV 负荷实时调控能力
Fig. 6 Real-time dispatch capability of EV load

3.2 基于模型预测控制的滚动优化调度模型

如前所述,实时市场会预先披露实时现货价格,以提前披露的时段长度作为控制时域,滚动预测的

时段长度作为预测时域。设控制周期为 ΔT_c ,则预测时域的时间长度 $H_p = N_p \Delta T_c$,控制时域的时间长度 $H_c = N_c \Delta T_c$,其中, N_p 和 N_c 分别为预测时域和控制时域中的时段数, $N_c \leq N_p$ 。日内滚动优化调度如图7所示。

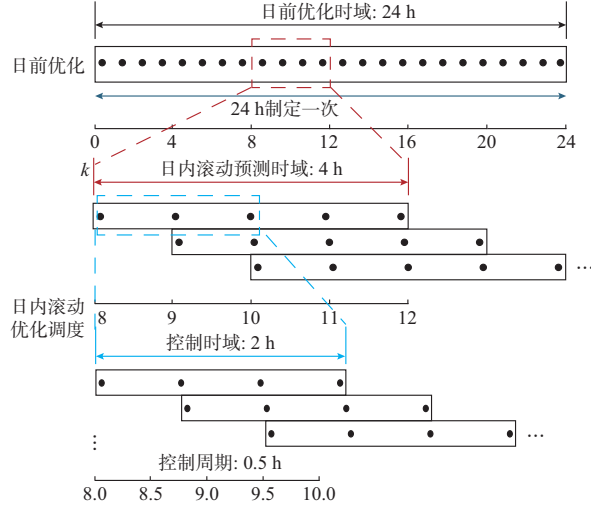


图7 日内滚动优化调度示意图
Fig. 7 Schematic diagram of intraday rolling optimization dispatch

3.2.1 不确定性处理

充电负荷具有很强的不确定性,基于Wasserstein距离构建不确定集进行不确定性建模在相关研究中有着较为广泛的应用^[44]。其优势在于在任意两个概率分布没有任何重叠的情况下,依然可以较好地反映出它们的距离,且在参数空间有更好的拓扑结构。Wasserstein距离的一般定义如下:

$$W(F, \hat{F}_N) = \min \left\{ \int \|x - y\| \prod(dx, dy) \right\} \quad (16)$$

式中: F 表示待约束的真实概率分布; $\hat{F}_N$ 表示由 N 个历史样本构造的经验分布; x 和 y 分别为服从分布 F 和 $\hat{F}_N$ 的参数; $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数; $\prod(dx, dy)$ 表示边缘分布为 F 和 $\hat{F}_N$ 的联合概率分布。

取不确定性变量 ξ 的 N 个独立同分布的历史数据样本 $\hat{\xi}_1, \hat{\xi}_2, \dots, \hat{\xi}_N$ 构成经验概率分布 $\hat{F}_N = \sum_{i=1}^N \delta_{\hat{\xi}_i} / N$,其中, $\delta_{\hat{\xi}_i}$ 为样本点 $\hat{\xi}_i$ 处的狄拉克质量函数。则以经验分布为中心,构建基于Wasserstein距离的不确定集 D 为:

$$D = \left\{ F \in D | W(F, \hat{F}_N) = \min_{i,j} \sum \pi_{i,j} \|\xi_i - \xi_j^{(n)}\| \leq \theta \right\} \quad (17)$$

式中: $\pi_{i,j}$ 为 $F, \hat{F}_N$ 的离散联合概率分布; ξ_i 为不确定

变量; $\xi_j^{(n)} (n \in [1, N])$ 为上述历史数据样本; θ 为Wasserstein半径。

在本模型中,将时段 t 的总充电负荷 $Q_{cs,t}$ 分解为基准负荷 $Q_{base,t}$ 和主动调节功率 ΔQ_t 。其中,基准负荷是指用户在日前定价引导下自发形成的充电需求。因用户到达时间等具有随机性, $Q_{base,t}$ 表示为:

$$Q_{base,t} = Q_{predict,t} + \xi_t \quad (18)$$

式中: $Q_{predict,t}$ 为时段 t 的预测负荷; ξ_t 为时段 t 的预测负荷不确定性偏差。

主动调节功率是指运营商通过功率调控平台对实时充电功率进行干预,包括充电终端功率限制、储能设备出力/消纳等措施,此部分为可控决策变量。综上,实时出清电量为:

$$Q_{cs,t} = Q_{predict,t} + \xi_t + \Delta Q_t \quad (19)$$

3.2.2 分布鲁棒优化建模

在每个决策时刻 k ,令 ΔQ 为当前决策时刻所做出的直至预测时域末端的调节负荷序列。每个时刻充电运营商的净成本 $f(\Delta Q, \xi)$ 为:

$$f(\Delta Q, \xi) = P_{DA,t} Q_{DA,t} + P_{RT,t} (Q_{cs,t} - Q_{DA,t}) - P_{cs,t} Q_{cs,t} \quad (20)$$

式中: $P_{RT,t}$ 为时段 t 的实时价格,用于日前购电与实时用电的差额结算。

在分布鲁棒框架下,目标函数是最小化最劣情况下的净成本(式(21)),并满足如下约束条件(式(22)一式(24))。

$$\min_{\Delta Q} \left\{ \max_{F \in D} E_F \left[\sum_{t=k}^{k+N_p-1} f(\Delta Q, \xi) \right] \right\} \quad (21)$$

式中: $E_F[\cdot]$ 表示在概率分布 F 下的数学期望。

1)控制时域之外不做调节:

$$\Delta Q = 0 \quad \forall t \in (N_c - 1, N_p - 1] \quad (22)$$

2)各时段调节量不应超过上下调节限值:

$$-Q_{down,max} \leq \Delta Q \leq Q_{up,max} \quad (23)$$

式中: $Q_{up,max}$ 和 $Q_{down,max}$ 分别为负荷最大上、下调节空间。

3)各时段售出的充电量不能超过充电运营商的最大服务能力:

$$0 \leq \frac{Q_{cs,t}}{\Delta t} \leq C_{max,t} \quad (24)$$

3.2.3 分布鲁棒优化模型求解

1)目标函数

基于Esfahani&Kuhn的研究^[45],式(21)的对偶形式如下:

$$\min_{\Delta Q, \lambda \geq 0} \left\{ \lambda \theta + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_{\xi} \left(f(\Delta Q, \xi) - \lambda \|\xi - \hat{\xi}_i\| \right) \right\} \quad (25)$$

式中: λ 为拉格朗日松弛变量。

由式(20)可知,成本函数关于随机变量是线性的(其系数 $P_{RT,t} - P_{cs,t}$ 为常数),可以写成 $f(\Delta Q, \xi) = a^T \xi + b(\Delta Q)$ 的形式,且在求解内层问题时 ΔQ 视为参数,其中, a 为不确定负荷偏差的成本系数向量, $b(\Delta Q)$ 为与不确定变量无关且仅由调节决策 ΔQ 及已知参数决定的确定性项。此时,式(25)转化为:

$$\min_{\Delta Q, \lambda \geq 0} \left\{ \lambda \theta + b(\Delta Q) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max_{\xi} (a^T \xi - \lambda \|\xi - \hat{\xi}_i\|) \right\} \quad (26)$$

对内层问题,令 $z = \xi - \hat{\xi}_i$, 有

$$\max_{\xi} (a^T \xi - \lambda \|\xi - \hat{\xi}_i\|) = a^T \hat{\xi}_i + \max_z (a^T z - \lambda \|z\|) = \begin{cases} a^T \hat{\xi}_i & \|a\|_* \leq \lambda \\ +\infty & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $\|a\|_* = \max_{\|z\| \leq 1} a^T z$, 表示对偶范数。

因此,式(26)可进一步转化为:

$$\begin{cases} \min_{\Delta Q, \lambda} \lambda \theta + b(\Delta Q) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a^T \hat{\xi}_i \\ \text{s.t. } \|a\|_* \leq \lambda, \lambda \geq 0 \end{cases} \quad (28)$$

在 Wasserstein 距离取 l_1 范数情况下,可通过约束整数规划求解器 SCIP 求解。

2) 约束条件

对约束条件式(24),整理得:

$$\xi_t \leq C_{\max,t} \Delta t - Q_{\text{predict},t} - \Delta Q_t \quad (29)$$

记右端 $C_{\max,t} \Delta t - Q_{\text{predict},t} - \Delta Q_t = b_t(\Delta Q_t)$, 考虑在风险水平 $\alpha = 0.05$ 下的机会约束:

$$\max_{F \in D} P_F(\xi_t \leq b_t(\Delta Q_t)) \geq 1 - \alpha \quad (30)$$

通过条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)^[46]来保证上述机会约束:

$$\max_{F \in D} \text{CVaR}_\alpha(\xi_t - b_t(\Delta Q_t)) \leq 0 \quad (31)$$

CVaR _{α} 表示在置信度 α 下的条件风险价值,按其定义展开得:

$$\max_{F \in D} \min_{\eta} \left\{ \eta + \frac{1}{\alpha} E_F[\xi_t - b_t(\Delta Q_t) - \eta]_+ \right\} \leq 0 \quad (32)$$

式中: η 为 VaR 变量; $[x]_+ = \max(x, 0)$, 表示正部函数。交换 max 和 min 得:

$$\min_{\eta} \left\{ \eta + \frac{1}{\alpha} \max_{F \in D} E_F[\xi_t - b_t(\Delta Q_t) - \eta]_+ \right\} \leq 0 \quad (33)$$

与式(25)类似,对偶形式如下:

$$\min_{\eta} \left\{ \eta + \frac{1}{\alpha} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\xi}_i - b_t(\Delta Q_t) - \eta) + \theta \right] \right\} \leq 0 \quad (34)$$

引入辅助变量 s_i :

$$\begin{cases} \eta + \frac{1}{\alpha} \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i + \theta \right) \leq 0 \\ \text{s.t. } s_i \geq \hat{\xi}_i - b_t(\Delta Q_t) - \eta \\ s_i \geq 0 \end{cases} \quad (35)$$

4 仿真与案例分析

4.1 数据说明

本节选取某充电运营商在中国甘肃省共计 26 个充电站进行验证,所有充电站被聚合成一个整体(视为虚拟电厂)参与现货市场,场站总容量为 25 000 kW。日前决策中,优化时段数为 24,最低和最高定价分别为 0.4 元/(kW·h)和 1.5 元/(kW·h)。实时决策中,控制时域为 2 h(甘肃电力市场会披露未来 2 h 实时现货电价),控制周期为 0.5 h,预测时域为 24 h。仿真实验运行在 Intel Core i7-13700 CPU, 32 GB RAM, Radeon RX550/550 Series GPU 环境下。

4.2 仿真与实际验证

4.2.1 日前市场交易与充电运营定价联合优化仿真

对历史充电运营定价和实际充电量数据采用最小二乘法线性回归拟合,得到价格弹性矩阵如图 8 所示。

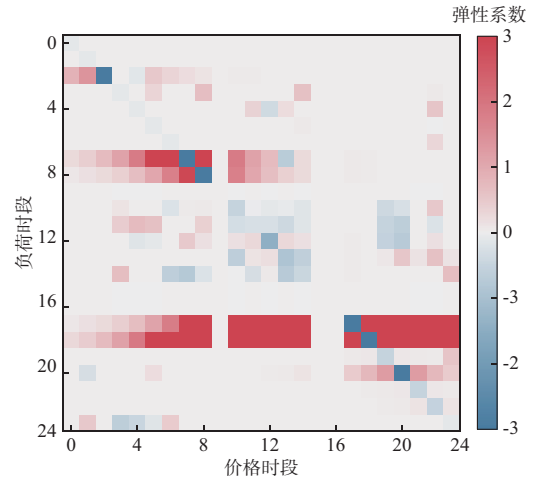


图 8 充电需求价格弹性矩阵热力图

Fig. 8 Heatmap of price elasticity matrix for charging demand

取决策日实际定价作为典型日定价,决策日实际负荷作为典型日负荷,现货市场日前出清电价、实时电价数据作为市场价格信号,对日前申报电量和充电运营定价进行联合优化,参数见附录 A 表 A1。求解决策变量数为 12 408,约束条件数为 12 384,求解时间为 0.72 s。优化结果如图 9 所示。

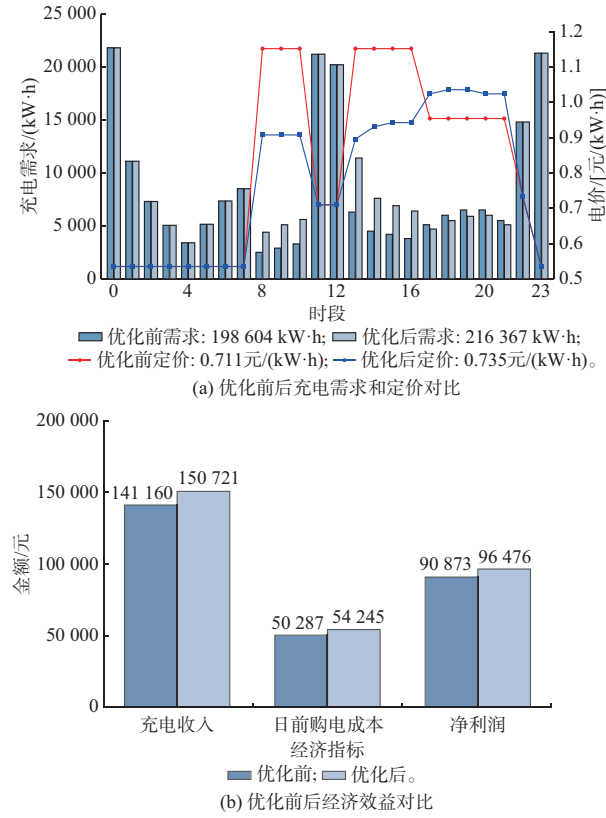


图9 日前优化结果对比

Fig. 9 Comparison of day-ahead optimization results

从仿真结果可以看出,通过优化定价策略,在经济效益方面得到了提升:

1)如图9(a)所示,优化后定价策略呈现出明显的时段差异化特征:在需求高峰时段采用较高定价引导需求转移,在需求低谷时段采用较低定价吸引用户充电。优化后平均售价为0.735元/(kW·h),较基准平均售价0.711元/(kW·h)提升3.4%,通过时段差异化定价实现了收入结构的优化。

2)如图9(b)所示,优化后的日利润较优化前提升了5603元,相对提升幅度达到6.2%;充电收入为150721元,较优化前增加9561元(6.8%)。

综上可知,基于需求价格弹性的联合优化算法能够有效提升充电运营商整体收益。

4.2.2 日前市场交易与充电运营定价联合优化实际验证

为进一步验证其在实际应用中的表现,对上述某场站进行了实际验证。在2026年1月20日—23日进行价格调整,并取相同场站、相同天气、相同工作日等情况下的典型日作为基准进行对照分析。由于实地测试中部分充电桩存在通信故障或用户非正常插拔枪行为,导致记录数据出现离群点。本文采用基于四分位距的统计方法识别并剔除异常样本,同时剔除单次充电电量小于1kW·h的无效充电

记录,以确保分析结果的准确性。相关结果如附录A图A1及表A2所示。

实测结果显示,日前申报与定价联合优化策略的应用,使得单日利润增长在8.25%~13.13%之间,总利润增长9.88%,证明了仿真模型的有效性和该策略的实用价值。

4.2.3 实时市场充电调控策略滚动优化仿真

场站、定价等参数与前述4.2.1节保持一致。控制时域设置为2h(4个控制周期),分别记为T1~T4。仿真结果如附录A图A2所示。从仿真结果可以看出,通过实时负荷调度策略,充电站在日内调度阶段的经济效益得到了进一步提升:

1)从附录A图A2(a)可以看出,优化策略通过负荷时移实现了需求分布的优化。在需求高峰时段(T1、T2),优化策略将部分负荷转移至需求低谷时段(T3、T4),负荷调整总量为18.4MW·h,但通过避免高价时段购电,显著降低了用电成本。

2)从附录A图A2(b)可以看出,实施优化策略的负荷调控较被动接受实时市场价格提升了3639元收益,相对提升幅度达到9.0%;充电收入为45569元,较41426元增加4143元(10.0%),较日前收益进一步提升。

3)从附录A图A2(c)可以看出,对于不确定性的处理,分布鲁棒优化方法能在结果接近随机优化结果的情况下,大大提高求解效率。

综上,负荷调度策略能够基于实时电价通过负荷时移优化用电结构,提升日内调度阶段的经济效益,进一步实现整体收益的提升。

5 结语

本文针对大规模EV接入电力现货市场面临的交易、定价与调控缺乏协同的问题,构建了“交易-定价-调控”三位一体的协同优化框架。通过日前联合优化与实时滚动调控的两阶段决策机制,有效挖掘了EV作为灵活性资源的经济价值。主要研究结论如下:

1)构建了贯穿日前决策-实时调控的闭环协同体系,使得充电运营和电力交易两个环节相互衔接,充电运营商由充电运营单一收益转为基于电力市场交易和负荷调度套利的多元收益。

2)提出了基于需求价格弹性的日前交易与运营定价联合优化方法。算例分析表明,该策略能够有效利用用户对价格的响应特性及电力市场价格信号提升充电运营商的综合收益。

3)建立了基于模型预测控制的分布鲁棒优化实时滚动调控机制,针对实时市场价格信号优化充电负荷曲线。结果显示,该方法能够有效应对预测误

差,并结合预出清的实时电价进行套利,进一步提升了充电运营商收益。

EV与电网的互动是一个复杂的信息-物理-社会系统问题,基于本文的研究基础,未来可在以下几个方面进一步深化:

1)考虑电价的空间异质性:将研究视角从单点或区域聚合拓展至节点边际电价下的多节点协同,分析网络阻塞对定价与调控的影响。

2)多市场耦合交易:进一步研究EV同时参与电能市场、调频/备用等辅助服务市场的联合优化策略。

3)考虑车网互动放电的充电运营、负荷调度和电力交易协同优化,提升EV灵活调节能力。

4)推广至储能、可调负荷等多元可调节资源,向广义的能源管理和电力交易协同优化进行拓展。

附录见本刊网络版,点击<http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20250904002>,或扫描英文摘要后二维码,可阅读全文。

参 考 文 献

- [1] 国家发展改革委办公厅.关于加快推进虚拟电厂发展的指导意见[EB/OL]. [2025-06-17]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411_1397162.html.
General Office of National Development and Reform Commission. Guiding opinions on accelerating the development of virtual power plants[EB/OL]. [2025-06-17]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250411_1397162.html.
- [2] 谭慧娟,郭文鑫,郑文杰,等.国内外电力现货市场的发展综述与展望[J/OL].发电技术:1-11[2025-12-03].https://www.pgtjournal.com/CN/abstract/article_818.shtml.
TAN Huijuan, GUO Wenxin, ZHENG Wenjie, et al. Review and outlook of worldwide spot market development [J/OL]. Power Generation Technology: 1-11 [2025-12-03]. https://www.pgtjournal.com/CN/abstract/article_818.shtml.
- [3] 胡泽春,邵成成,何方,等.电网与交通网耦合的设施规划与运行优化研究综述及展望[J].电力系统自动化,2022,46(12):3-19.
HU Zechun, SHAO Chengcheng, HE Fang, et al. Review and prospect of research on facility planning and optimal operation for coupled power and transportation networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 3-19.
- [4] 黄学良,刘永东,沈斐,等.电动汽车与电网互动:综述与展望[J].电力系统自动化,2024,48(7):3-23.
HUANG Xueliang, LIU Yongdong, SHEN Fei, et al. Vehicle to grid: review and prospect [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 3-23.
- [5] 于德翔.电子汽车充电网——技术、产品、平台及运营[M].北京:中国电力出版社,2024.
YU Dexiang. Electronic vehicle charging network-technology, products, platform and operation [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2024.
- [6] 龚成明,韩亚宁.车网互动的实践进展与框架设计[J].新能源汽车供能技术,2021,5(1).
GONG Chengming, HAN Yaning. Practical progress and framework design of vehicle-network interaction [J]. New Energy Vehicle Energy Supply Technology, 2021, 5(1).
- [7] 牟玉亭,宋梦,明昊.市场环境下规模化车网互动研究现状与展望[J].电力需求侧管理,2025,27(4):49-56.
Mu Yuting, Song Meng, Ming Hao. Research status and prospects of large-scale market-driven vehicle-to-grid interaction [J]. Power Demand Side Management, 2025, 27(4): 49-56.
- [8] LU C F, LIU G P, CUI J Q, et al. Learning-accelerated distributed economic dispatch in vehicle-to-grid integrated microgrids [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(6): 5340-5352.
- [9] 李玉璟,李泽宁,郝军强.基于多智能体深度强化学习的充电站实时协调定价方法[J].电力系统自动化,2026,50(3):125-134.
LI Yujing, LI Zening, HAO Junqiang. Real-time coordinated pricing method for charging stations based on multi-agent deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2026, 50(3): 125-134.
- [10] LI J S, LI A X. Optimizing electric vehicle integration with vehicle-to-grid technology: the influence of price difference and battery costs on adoption, profits, and green energy utilization [J]. Sustainability, 2024, 16(3): 1118.
- [11] MANOJ V, GUNTREDDI V, RAMANA P, et al. Optimal energy management and control strategies for electric vehicles considering driving conditions and battery degradation [J]. E3S Web of Conferences, 2024, 547: 03015.
- [12] LIN Q, DING L, KONG Z M, et al. Multi-time scale model predictive control-based demand side management for a microgrid [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(2): 1181-1193.
- [13] 葛鑫鑫,路佳鑫,王飞,等.现货市场下考虑绿电合约分解的EV型虚拟电厂优化投标模型[J].电力系统自动化,2025,49(20):84-93.
GE Xinxin, LU Jiaxin, WANG Fei, et al. Optimal bidding model for electric vehicle virtual power plant considering green electricity contract decomposition in spot market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(20): 84-93.
- [14] 刘明光.考虑群体行为的电动汽车负荷聚合交易与定价模型研究[D].北京:华北电力大学,2023.
LIU Mingguang. Research on transaction strategy and pricing model of electric vehicles load aggregation participating in the power market considering group behavior [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [15] RUAN J Q, LIU G L, QIU J, et al. Time-varying price elasticity of demand estimation for demand-side smart dynamic pricing [J]. Applied Energy, 2022, 322: 119520.
- [16] BAO Z Y, HU Z C, KAMMEN D M, et al. Data-driven approach for analyzing spatiotemporal price elasticities of EV public charging demands based on conditional random fields [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 4363-4376.
- [17] 陈中,刘艺,周涛,等.考虑移动特性的电动汽车最优分时充电定价策略[J].电力自动化设备,2020,40(4):96-102.
CHEN Zhong, LIU Yi, ZHOU Tao, et al. Optimal time-of-use charging pricing strategy of EVs considering mobile characteristics [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 96-102.

- [18] ZHU X, SUN Y Z, YANG J, et al. Hierarchical management strategy for electric vehicles charging schedule considering the scarcity of charging resources [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(15): 3092-3108.
- [19] 李强, 朱丹丹, 黄地, 等. 虚拟电厂运营商与电动汽车用户的主从博弈定价策略[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 183-191.
LI Qiang, ZHU Dandan, HUANG Di, et al. Stackelberg game pricing strategy between virtual power plant operators and electric vehicle users [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 183-191.
- [20] HE J R, YANG T Y, XIE L, et al. A data-driven reinforcement learning enabled battery fast charging optimization using real-world experimental data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(1): 430-438.
- [21] 卿竹雨, 安锐, 高红均, 等. 考虑分散式资源互动响应的虚拟电厂智能化调峰定价[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(5): 96-103.
QING Zhuayu, AN Rui, GAO Hongjun, et al. Intelligent peak regulation pricing for virtual power plant considering interactive response of distributed resources [J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(5): 96-103.
- [22] LEPOLESA L J, ADETUNJI K E, OUAHADA K, et al. Optimal EV charging strategy for distribution networks load balancing in a smart grid using dynamic charging price [J]. IEEE Access, 2024, 12: 47421-47432.
- [23] 舒征宇, 刘文灿, 李黄强, 等. 基于合作博弈与动态分时电价的电动汽车有序充放电策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(3): 179-187.
SHU Zhengyu, LIU Wencan, LI Huangqiang, et al. An orderly charging and discharging strategy for electric vehicles based on cooperative game and dynamic time-of-use pricing [J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2025, 44(3): 179-187.
- [24] LUO B S, LIN Z C, ZHOU H H. The flexible resource optimization scheduling considering the substation of the distribution network and the classification characteristics of electric vehicles [C]// 2024 3rd International Conference on Energy, Power and Electrical Technology (ICEPET), May 17-19, 2024, Chengdu, China: 1156-1160.
- [25] 罗维祥, 常喜强, 伏睿, 等. 考虑供需需求的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(7): 106-112.
LUO Weixiang, CHANG Xiqiang, FU Rui, et al. Charging-discharging scheduling strategy for electric vehicles considering supply and demand [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2022, 34(7): 106-112.
- [26] WU J K, LIU Z W, LI C J, et al. Coordinated operation strategy of virtual power plant based on two-layer game approach [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(1): 554-567.
- [27] LI K, SHAO C C, ZHANG H C, et al. Strategic pricing of electric vehicle charging service providers in coupled power-transportation networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(3): 2189-2201.
- [28] 谢龙韬, 谢仕炜, 陈铠悦, 等. 考虑用户出行成本预算的电力-交通耦合网络充电站定价策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 201-209.
XIE Longtao, XIE Shiwei, CHEN Kaiyue, et al. Pricing strategy of charging station in power-transportation coupling network considering user travel cost budget [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 201-209.
- [29] 李恒杰, 胡哲辉, 周云, 等. 基于混合整数线性规划的电动汽车充电引导优化策略[J]. 电网技术, 2025, 49(10): 4386-4395.
LI Hengjie, HU Zhehui, ZHOU Yun, et al. Optimal charging guidance strategy for electric vehicles based on mixed integer linear programming [J]. Power System Technology, 2025, 49(10): 4386-4395.
- [30] 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): 1998-2008.
CUI Yang, LI Yicheng, FU Xiaobiao, et al. Double-layer optimal scheduling of micro-grid system with charging and swapping stations based on battery swap service pricing strategy and dynamic regulation [J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1998-2008.
- [31] 李宏洲. 含电动汽车与储能的配电网优化调度模型仿射重构与快速求解方法[D]. 南宁: 广西大学, 2025.
LI Hongzhou. Affine reconstruction and fast solution method of distribution network optimal scheduling model with electric vehicle and energy storage [D]. Nanning: Guangxi University, 2025.
- [32] 余义保. 电动汽车充电对配电网的影响及充电站规划[D]. 南京: 南京理工大学, 2024.
YU Yibao. Influence of electric vehicle charging on distribution network and charging station planning [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2024.
- [33] ZHANG K, XIE Y W, LIU N, et al. Secondary frequency regulation via EV aggregation-based virtual power plants: a mean field game strategy [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(5): 3919-3933.
- [34] HOSSAIN M I, AL-AWAMI A T, ABIDO M A. A proportional and weight based decentralized charge controller of electric vehicles for the improvement of local voltage profile [J]. IEEE Access, 2024, 12: 79699-79713.
- [35] FU K, HAMACHER T, ZHAO H R, et al. MIMO-MPC based coordinated load frequency control considering the SOC of battery and EV [C]// 2023 International Conference on Power System Technology (PowerCon), September 21-22, 2023, Jinan, China: 1-6.
- [36] 胡俊杰, 赖信辉, 郭伟, 等. 考虑电动汽车灵活性与风电消纳的区域电网多时间尺度调度[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(16): 52-60.
HU Junjie, LAI Xinhui, GUO Wei, et al. Multi-time-scale scheduling for regional power grid considering flexibility of electric vehicle and wind power accommodation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(16): 52-60.
- [37] HUANG Q L, JIA Q S, WU X, et al. Two-phase on-line joint scheduling for welfare maximization of charging station [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(4): 5700-5712.
- [38] 曾宪锴, 杨苹, 刘璐瑶, 等. 电力现货市场环境下电动汽车充换电站的优化调控策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(10): 38-45.
ZENG Xiankai, YANG Ping, LIU Luyao, et al. Optimal regulation strategy of battery charging and swapping station for electric vehicles under electricity spot market environment [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(10): 38-45.

- [39] 刘东奇,张曦,钱奕衡.电动汽车集群充放电演化博弈协同策略[J].电力系统保护与控制,2023,51(16):84-93.
LIU Dongqi, ZHANG Xi, QIAN Yiheng. Evolutionary game coordination strategy of electric vehicle cluster charging and discharging[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(16): 84-93.
- [40] 庞松岭,赵雨楠,张瑞恩,等.市场环境计及用户响应的电动汽车充电站优化运行策略[J].电力建设,2024,45(10):59-68.
PANG Songling, ZHAO Yunan, ZHANG Ruiren, et al. The optimal operation strategy of electric vehicle charging stations considering user response in market environment[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(10): 59-68.
- [41] 张克勤.计及电动汽车充放电行为的负荷聚合商优化调度研究[D].南昌:南昌大学,2022.
ZHANG Keqin. Research on optimal dispatching of load aggregators considering charging and discharging behavior of electric vehicles[D]. Nanchang: Nanchang University, 2022.
- [42] 张忠彬.考虑需求响应的含电动汽车微电网低碳经济调度研究[D].大庆:东北石油大学,2024.
ZHANG Zhongbin. Research on low-carbon economic dispatch of microgrid with electric vehicles considering demand response[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2024.
- [43] 廖苏亮,黄玉萍,张天任,等.基于四方演化博弈的车网互动聚合商运营优化方法[J/OL].电网技术:1-20[2025-12-05].
<https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2025.1310>.
LIAO Suliang, HUANG Yuping, ZHANG Tianren, et al. Operation optimization method of vehicle-network interactive aggregator based on four-party evolutionary game[J/OL]. Power System Technology: 1-20 [2025-12-05]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2025.1310>.
- [44] 严心然,陈渊睿,马浚皓,等.考虑响应不确定性的电动汽车聚合商参与多市场的综合投标策略[J].电网技术,2025,49(4):1459-1468.
YAN Xinran, CHEN Yuanrui, MA Junhao, et al. Research on the comprehensive bidding strategy for electric vehicle aggregators participating in multi-market considering response uncertainty[J]. Power System Technology, 2025, 49(4): 1459-1468.
- [45] MOHAJERIN ESFAHANI P, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations[J]. Mathematical Programming, 2018, 171(1): 115-166.
- [46] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Optimization of conditional value-at-risk[J]. Journal of Risk, 2000, 2: 21-42.

朱德鑫(1997—),男,硕士,主要研究方向:电力系统经济优化调度、电力交易决策。E-mail:zhudx@teld.cn

韩亚宁(1995—),男,通信作者,工程师,主要研究方向:车网互动、电力市场交易和运营。E-mail:hanyin@teld.cn

龚成明(1977—),男,硕士,研究员级高级工程师,主要研究方向:能源电力领域运行控制和优化调度系统的研发、产品化和产业化。E-mail:gongcm@teld.cn

(编辑 章黎)

Collaborative Optimization Strategies for Electricity Trading, Charging Operation and Dispatch in Spot Market

ZHU Dexin^{1,2}, HAN Yaning^{1,2}, GONG Chengming^{1,2}, DENG Yehang^{1,2}, HU Yingjian^{1,2}

(1. DERI-TELD Energy Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210012, China;

2. Teld New Energy Co., Ltd., Qingdao 266104, China)

Abstract: With the large-scale development of electric vehicles and the comprehensive advancement of the electricity spot market, it is difficult for revenues from a single link, either charging operation or electricity trading, to meet the demands of both charging operators and electricity retailers. To maximize the overall revenue of charging operation and electricity trading, and to address the lack of collaboration among market trading, charging operation, and charging dispatch, an integrated collaborative optimization framework of “trading-pricing-dispatch” is proposed. In the day-ahead market stage, based on historical data, a charging demand price elasticity matrix is constructed, and a joint optimization model for transaction bidding and operational pricing is established with the objective of maximizing the overall revenue of the operators. In the real-time market stage, a rolling optimization model based on model predictive control is developed. To address the uncertainty of real-time load, the rolling optimization model constructs distributionally robust constraints based on the Wasserstein distance, and maximizes operator revenues by rolling dispatch of real-time loads according to pre-cleared real-time prices. In the case study, simulations and field tests are carried out based on charging stations of a certain charging operator. The results demonstrate that the proposed method improves the operator comprehensive revenues in both the day-ahead and real-time markets, thereby verifying the effectiveness of the proposed method.

This work is supported by “Leader-Follower” Science & Technology Project of Inner Mongolia Autonomous Region (No. 2022JBGS0043).

Key words: electricity spot market; demand price elasticity; charging operation; charging dispatch; collaborative optimization; distributionally robust optimization; model predictive control



附录 A

表 A1 时变参数
Table A1 Time-varying parameters

时段	日前出清电价元/(kW·h)	典型日定价元/(kW·h)	典型日负荷/(kW·h)	实时电价元/(kW·h)
0	0.27	0.53	16 434	0.26
1	0.27	0.53	11 112	0.27
2	0.27	0.53	7 236	0.27
3	0.26	0.53	5 020	0.25
4	0.26	0.53	3 397	0.25
5	0.26	0.53	5 127	0.26
6	0.26	0.53	7 284	0.24
7	0.25	0.53	8 454	0.24
8	0.21	1.13	2 449	0.16
9	0.21	1.13	2 861	0.17
10	0.20	1.13	3 232	-0.04
11	0.17	0.68	21 237	0.02
12	0.22	0.68	20 214	0.18
13	0.20	1.13	6 320	0.20
14	0.26	1.13	4 435	0.27
15	0.27	1.13	4 114	0.26
16	0.27	1.13	3 788	0.27
17	0.27	0.89	5 099	0.26
18	0.28	0.89	6 030	0.28
19	0.28	0.89	6 545	0.26
20	0.27	0.89	6 508	0.26
21	0.27	0.89	5 510	0.24
22	0.30	0.71	14 852	0.31
23	0.29	0.53	21 346	0.27

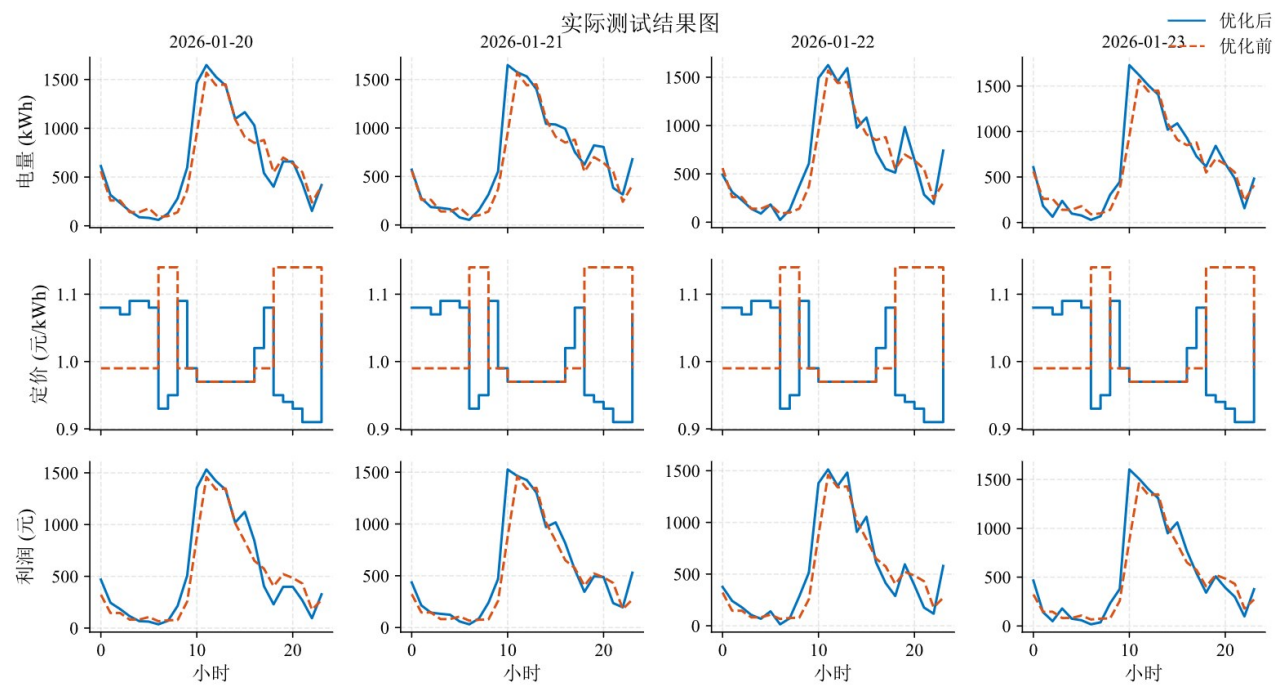
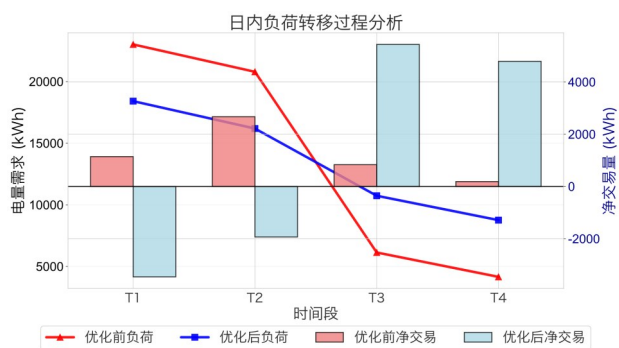


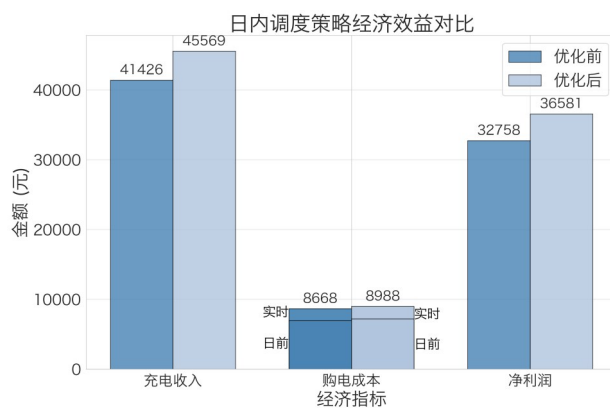
图 A1 实际测试结果对比
Fig. A1 Comparison of field test results

表 A2 实际测试结果
Table A2 Field test results

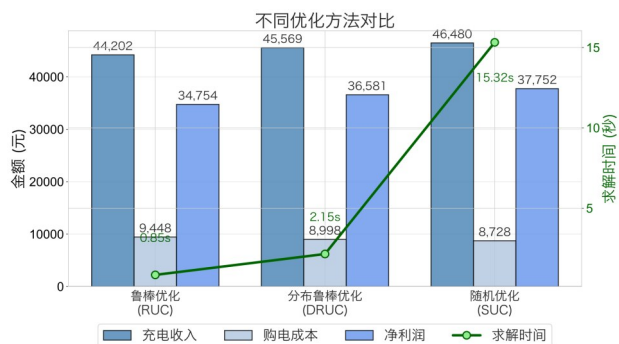
日期	负荷	利润	利润提升	利润提升比例/%
2026/1/20	15 186.93	12 723.49	970.04	8.25
2026/1/21	16 116.92	13 296.76	1 543.31	13.13
2026/1/22	15 433.90	12 852.86	1 099.42	9.35
2026/1/23	15 375.02	12 784.28	1 030.83	8.77



(a) 优化前后负荷需求和实时市场成交量对比



(b) 优化前后经济效益对比



(c) 不同优化方法对比

图 A2 实时优化结果对比

Fig. A2 Comparison of real-time optimization results