

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2025.06.002

面向电动汽车聚合商参与电能量-备用市场的分色电价设计

肖怡康¹, 牟玉亭¹, 潘博², 金骆松³(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096; 2. 嘉兴国电通新能源科技有限公司, 浙江 嘉兴 314001;
3. 浙江电力交易中心有限公司, 浙江 杭州 310016)

摘要: 电动汽车(electric vehicle, EV)作为当前规模最大的分布式灵活性资源,在提供电力辅助服务方面具有独特优势。然而, EV 用户在充电需求和对受控充电的接受程度上存在显著差异。为此,文中提出一种面向 EV 聚合商参与电能量-备用市场的分色电价机制,旨在兼顾用户多样化需求与灵活性调用潜力。该机制通过提供多档充电概率及对应的价格套餐,引导 EV 用户自主参与,实现对充电行为的差异化管理。在此基础上,构建 EV 聚合商参与电能量-备用市场的决策框架,建立以聚合商利润最大化与用户充电费用最小化为目标的双层优化模型,并设计基于动量梯度下降法的求解策略。算例分析结果表明,该机制在提升 EV 聚合商与用户经济收益的同时,可有效促进聚合商参与备用市场并响应系统调节需求。

关键词: 车网互动; 灵活性调用; 分色电价; 双层优化; 电能量-备用市场; 辅助服务

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2025)06-0013-12

0 引言

近年来,电动汽车(electric vehicle, EV)产业的加速发展正有力推动汽车行业向低碳能源转型,已成为实现“双碳”目标和构建新型电力系统的重要途径^[1-4]。2024 年 8 月,国家发展改革委等部门联合印发《关于推动车网互动规模化应用试点工作的通知》,明确指出要发挥电力市场的激励作用,推动充电负荷规模化、常态化参与电力市场交易,并支持探索负荷聚合商参与电力市场的商业模式^[5-7]。除参与电能量市场外, EV 作为规模最大的分布式灵活性资源,在提供电力辅助服务方面具有独特的优势^[8-10]。同时,我国各省的电力现货市场建设预计将于 2025 年—2026 年间陆续完成^[11],有必要加强电力辅助服务与现货市场之间的统筹衔接^[12]。在此背景下,开展 EV 参与辅助服务的研究具有重要意义。

目前学术界已开展大量关于利用 EV 灵活性参与辅助服务的研究,主要集中于 EV 在调频、调峰与备用等辅助服务中的应用,并多采用直接控制型激励方式^[13]。在调频方面,文献[14]提出考虑用户偏好与电价随机性的分层随机优化模型;文献[15-16]针对 EV 响应、电价等不确定性,分别采用鲁棒优化和随机规划方法,求解聚合商参与联合市场的问题;文献[17]构建考虑用户积极性的 EV 与机组联合调频模型;文献[18]提出两阶段随机优化方法,利用电动巴士作为储能提供二次调频服务。在调峰方面,文献[19]针对大规模 EV 并网调峰需求,

建立基于改进模糊均值聚类的调峰任务分配模型;文献[20]通过负荷分类与模糊层次分析法,实现 EV 调峰的两阶段优化调度;文献[21]通过分配 EV 充电模式,设计虚拟储能的多元调峰机制;文献[22]通过引导个体 EV 参与充电交易,构建可交易能源的 3 层模型,协同优化经济性、环保性与用户收益。在备用方面,文献[23]通过合约的方式获得 EV 控制权,构建电能量-备用市场联合优化模型;文献[24]设计 3 种 EV 激励模式,提出换/充电站聚合商多元市场运营策略;文献[25]基于心理学原理与社会行为量化用户意愿,建立计划功率与备用容量的联合优化模型;文献[26]计及用户用车焦虑和电池损耗,通过量化用户调控意愿建立聚合商-用户博弈模型。然而,由于调频对响应速度要求极高,且在电力现货市场机制下,调峰功能正逐步被备用服务所取代,未来市场出清模式将更倾向于电能量与备用市场的联合优化。因此,文中的研究背景聚焦于现货电能量与备用市场出清的场景。

直接控制型响应多以补贴电价^[21-22]、电价折扣^[23, 25]等方式换取 EV 直接控制权,相比于价格型响应^[27-30],其响应效果更有保障^[31],但控制权的获取很大程度上会受到用户受控意愿与电量焦虑的影响。然而,现有研究中关于激励机制的设计,多基于消费者心理学理论对用户响应程度进行评估,缺乏从激励机制设计层面对不同用户受控意愿的差异化建模,以及通过价格信号有效缓解用户电量焦虑的系统性方法。此外,国内相关研究缺乏考虑电力现货市场加快建设背景下,辅助服务与现货市场统筹运行机制。

收稿日期: 2025-06-08; 修回日期: 2025-08-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (62403126)

产业组织理论^[32]提出的各类差异化定价机制通过提供多样化的套餐选项,可有效应对用户的差异化需求。例如基于截止时间差异化定价^[33],依据充电服务持续时间和功率划分的持续时间差异化能源服务^[34]以及功率受限的能源服务^[35]等。分色电价^[36]作为一种典型的差异化定价机制,其核心思想即通过不同颜色表示不同优先级的充电服务。该机制因其能够在保障用户控制权与实现柔性负荷调控之间取得良好平衡,近年来受到学术界和工业界的广泛关注^[37-39]。基于该机制,文中设计以不同颜色代表不同充电概率的分色电价充电套餐,可满足 EV 用户群体对于受控意愿与受控期间电量情况的差异化需求,同时也可促进在我国现货市场加快建设背景下的 EV 聚合商参与现货市场与备用市场的衔接。

因此,为满足 EV 用户在充电需求和受控充电偏好上的差异化需求,文中提出一种面向 EV 聚合商参与电能-备用市场的分色电价机制。通过设计不同充电概率的充电套餐,兼顾用户多样化需求与灵活性调用潜力。在此基础上,构建聚合商参与联合市场的框架,建立以聚合商利润最大化和以用户充电成本最小化为目标的双层优化模型,并提出基于动量梯度下降法的求解策略。算例表明,分色电价机制可以显著提高聚合商与用户经济性,增强聚合商在现货市场中响应辅助服务系统调节需求的能力,为规模化 EV 参与辅助服务市场提供了新的解决方案。

1 EV 聚合商参与电能-备用市场框架

EV 聚合商参与电能-备用市场框架如图 1 所

示。文中假设 EV 聚合商在现货市场环境下参与电力市场,电能市场与备用市场采用联合出清的方式。因此 EV 聚合商在日前确定其购买的电能以及申报的备用情况, EV 聚合商仅作为市场价格接受者,优化时间尺度为一个月,并不考虑中长期交易类型。假设在每月前, EV 聚合商将向电网运行商预定输配电容量^[40],并按输配电容量电价支付容量费用。基于该预购容量,聚合商制定分色电价套餐,随后进行每日优化操作。每日优化可分为日前优化与日内优化两个阶段:在日前优化中, EV 聚合商将根据预测的不同日内场景,在日前市场中购买电能,并在备用市场申报备用容量并获取相应收益。该阶段确定的日前购电量与备用申报量作为输入传递至日内优化中。在日内优化中, EV 聚合商结合实际的 EV 充电需求、备用调节需求及日内市场电价信息,动态安排 EV 充电行为,并参与日内市场交易,由此产生日内市场电能交易收益与备用服务收益。最后将每日收益汇总得到月收益,该收益反馈至聚合商决策层,用于优化容量预定方案与充电套餐设定,形成月优化机制。

1.1 分色电价套餐

图 2 展示了 S_{red} 、 S_{orange} 、 S_{green} 、 S_{gray} 4 种不同颜色的充电路径。在传统的有序充电情况下,如曲线 S_{gray} ,用户在 t_0 时刻将 EV 接入公共充电站,预计在 t_3 时刻离开。在充电期间, EV 充电功率将受公共充电站运营商的控制,具有很强的不确定性。若用户需要在 t_2 时刻驾驶 EV 车出行,由于用户无法预估 EV 实际充电状态,其出行计划可能受到严重影响。

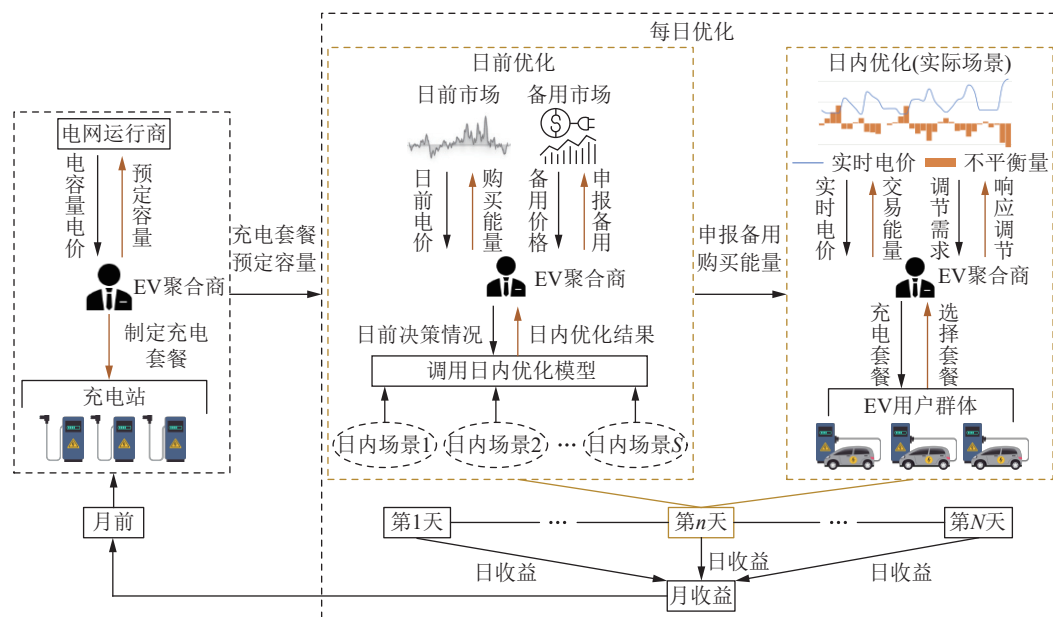


图 1 EV 聚合商参与电能-备用市场框架

Fig.1 Framework for EV aggregator participation in energy-reserve markets

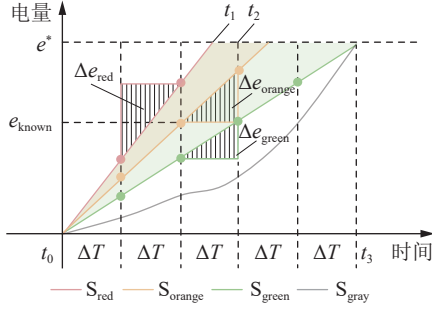


图2 分色电价示意

Fig.2 Schematic diagram of color-coded pricing

在分色电价机制下,用户可以选择不同充电概率的充电套餐。例如,若用户选择充电概率为 ρ 的套餐,则在第一个充电时段 ΔT 结束时,可以保证充入最低电量为 $\rho P_{\text{rem}} \Delta T$ (P_{rem} 为实际充电功率的上限)。依此类推,在第 n 个 ΔT 结束时,可以保证充入最低电量为 $n \rho P_{\text{rem}} \Delta T$ 。如图2所示,红色、橙色、绿色曲线电价分别对应充电概率为 $\rho_{\text{red}} = 100\%$ 、 $\rho_{\text{orange}} = 75\%$ 、 $\rho_{\text{green}} = 50\%$ 。假设用户选择了绿色曲线电价充电,即 S_{green} ,在 ΔT 内EV可充入的最低电量为 Δe_{green} (红色曲线充入的最低电量为 Δe_{red} ,橙色曲线充入的最低电量为 Δe_{orange})。在 t_2 时刻,用户可知EV的最低电量为 e_{known} 。若用户选择红色曲线电价充电,即 S_{red} ,在 t_1 时刻,用户EV将充满电 e^* 。同时,不同颜色曲线的电价对应不同的充电折扣,充电概率越低,折扣量越大(充电概率与折扣量均可由EV聚合商自定义)。

由此可见,相较于传统有序充电,分色电价可以在保障最低充电量的基础上调用用户充电灵活性,EV聚合商和用户双方接受度高。当前公共充电桩普遍采用电能价格叠加固定服务费的方式向用户收取充电费用。考虑到电价延续性,文中假设分色电价套餐同样以电能价格叠加分色电价服务费的方式向用户收取充电费用,其中100%充电概率电价套餐(红色电价套餐)保持与现行充电套餐相同的价格,而非红色电价套餐的服务费则由EV聚合商自主制定,并在电能价格叠加分色电价服务费的基础上,设置相应的价格折扣。

1.2 基于分色电价的EV灵活性调用

在分色电价中,选择绿色电价的用户,其实际充电路径可以为 S_{green} 与 S_{red} 所包围三角形区域内的所有任意非负斜率曲线,同样地,选择橙色电价的用户,其实际充电路径可以为 S_{orange} 与 S_{red} 所包围三角形区域内的所有任意非负斜率曲线,而选择红色电价的用户,其实际充电路径则只能为 S_{red} 。因此,选择橙色与绿色电价的EV用户存在一定的灵活性,可供EV聚合商进行功率调节,用于参与备用市场。

2 分色电价设计双层优化建模

为设计分色电价套餐,文中以EV聚合商为上层,EV用户为下层,建立双层优化模型。

2.1 下层模型:EV用户模型

2.1.1 EV用户模型目标函数与约束条件

下层模型为EV用户模型,以最小化充电费用为目标,其优化变量为充电套餐的选择。下层EV用户充电费用函数为:

$$\min_{u_{n,m,i}} O_{lo,n,m} = \sum_{t \in T_{n,m}} p_{n,m,t}^* \Delta T \sum_{i \in I} (\pi_{n,t,i}^* u_{n,m,i}) \quad (1)$$

$n \in N; m \in M$

式中: $O_{lo,n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户的充电费用; N 为天数集合; M 为EV用户集合; $T_{n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户可充电时段集合; I 为充电套餐集合; $u_{n,m,i}$ 为二元变量,表示第 n 日内第 m 个用户对第 i 个充电套餐选择情况(为0表示不选择,为1表示选择,共 I 个套餐,第 I 个套餐对应红色电价套餐,其余 $I-1$ 个套餐充电概率逐级递减),其是下层EV用户模型的优化变量; $p_{n,m,t}^*$ 、 $\pi_{n,t,i}^*$ 分别为上层EV聚合商模型求解后传递至下层的第 n 日内第 m 个用户在 t 时段最优充电功率与第 n 日在 t 时段第 i 个充电套餐最优价格(文中带*的变量均表示该变量的最优解); ΔT 为单个时段的时长。

下层模型充电套餐限制约束:

$$\begin{cases} \sum_{i \in I} u_{n,m,i} = 1 & n \in N; m \in M \\ u_{n,m,i} \in \{0, 1\} & n \in N; m \in M; i \in I \\ L_{n,m,i} u_{n,m,i} = 0 & n \in N; m \in M; i \in I \end{cases} \quad (2)$$

式中: $L_{n,m,i}$ 为第 n 日内第 m 个用户对第 i 个充电套餐选择的约束情况。第一项约束与第二项约束确保每位用户在每个优化时段内仅能选择一个充电套餐。最后一项约束表示用户不能选择其理论最低充电概率高于该套餐所保障充电概率的分色电价套餐。例如,若某用户在特定时间内理论最低充电概率为80%,则其不能选择充电概率为75%的分色电价充电套餐,否则EV的充电量无法满足用户需求。

其中, $L_{n,m,i}$ 的表达式如下:

$$L_{n,m,i} = \begin{cases} 1 & \rho_{n,m} \in (\rho_{I-1}^*, \rho_I^*]; i \in \{1, 2, \dots, I-1\} \\ 0 & \rho_{n,m} \in (\rho_{I-1}^*, \rho_I^*]; i = I \\ 1 & \rho_{n,m} \in (\rho_{I-2}^*, \rho_{I-1}^*]; i \in \{1, 2, \dots, I-2\} \\ 0 & \rho_{n,m} \in (\rho_{I-2}^*, \rho_{I-1}^*]; i \in \{I-1, I\} \\ \vdots & \\ 1 & \rho_{n,m} \in (\rho_1^*, \rho_2^*]; i = 1 \\ 0 & \rho_{n,m} \in (\rho_1^*, \rho_2^*]; i \in \{2, \dots, I\} \end{cases} \quad (3)$$

$$\rho_{n,m} = \frac{D_{n,m}/T_{dur,n,m}}{P_{rem,n,m}} \quad (4)$$

$$P_{rem,n,m} = \min \{P_{max,n,m}, P_{sta}\} \quad (5)$$

式中: ρ_i^* 为第 i 个充电套餐对应的最优充电概率(由上层模型传递而来, 对于下层模型属于已知量); $\rho_{n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户理论上可以达到的最低充电概率, 由用户理论充电平均功率与实际功率上限比值计算得出; $D_{n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户的充电量需求; $T_{dur,n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户的可充电时长; $P_{rem,n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户的实际充电功率上限; $P_{max,n,m}$ 为第 n 日内第 m 个用户的 EV 充电功率上限; P_{sta} 为 EV 聚合商提供充电桩的充电功率上限。

2.1.2 下层模型与月、日前、日内优化的关系

在日内优化中, 下层模型即表示日内实际场景的 EV 用户模型; 在日前优化中, 模型中的变量 $p_{n,m,t}$ 、 $u_{n,m,i}$ 、 $D_{n,m}$ 、 $T_{n,m}$ 将拓展为 $p_{n,m,t,s}$ 、 $u_{n,m,i,s}$ 、 $D_{n,m,s}$ 、 $T_{n,m,s}$, 其表示日前聚合商预测的不同日内场景 s 下的相关变量情况。EV 用户模型通过日内与日前优化的结果影响聚合商月利润情况, 间接关联到月优化中。

2.2 上层模型: EV 聚合商模型

上层模型为 EV 聚合商模型, 以最大化月总利润为目标, 优化变量为月优化变量、日前优化变量与日内优化变量, 其中: 月优化变量为分色电价服务费、各套餐充电概率与预定的输配电容量等; 日前优化变量为日前购电量与申报备用量; 日内优化变量为日内 EV 充电功率(日内辅助服务响应调节量以及总功率超出预定输配电容量的值也随日内 EV 充电功率变化)。相应地, 优化过程也将划分为月、日前、日内优化。上层 EV 聚合商的月总利润函数为:

$$\max_{V_{up}} O_{up} = -C_{cap} + \sum_{n \in N} (R_{res,n} - C_{pur,n}) + \sum_{n \in N} (Y_{res,n} + Y_{pur,n} + R_{cha,n}) \quad t \in T \quad (6)$$

式中: O_{up} 为 EV 聚合商月总利润; $V_{up} = \{c, \pi_{n,t,i}, \pi_{col}, \rho_i, e_{n,t}, f_{in,n,t}, f_{out,n,t}, p_{n,m,t}, r_{n,t}, z_{n,t}\}$ 为优化变量集合, 其中, c 为预定输配电容量值, π_{col} 为分色电价服务费, $e_{n,t}$ 为 EV 聚合商第 n 日内在 t 时段购电量, $f_{in,n,t}$ 、 $f_{out,n,t}$ 分别为第 n 日内在 t 时段系统功率的上、下调节能力(正、负备用), $r_{n,t}$ 为 EV 聚合商第 n 日内在 t 时段的辅助服务响应调节量, $z_{n,t}$ 为 EV 第 n 日内在 t 时段总充电功率超出预定输配电容量的值(若未超出则为 0); T 为时间集合; C_{cap} 为月输配电容量费;

$R_{res,n}$ 为第 n 日内申报备用收入; $C_{pur,n}$ 为第 n 日内购电成本; $Y_{res,n}$ 为第 n 日内系统功率进行上下调节获取的收益或亏损; $Y_{pur,n}$ 为第 n 日内通过日内市场交易电量的收益或亏损; $R_{cha,n}$ 为第 n 日内充电收入。

文中假设 EV 聚合商某时刻响应调节量为该时刻与上一时刻 EV 群体的充电功率变化量。

2.2.1 月优化模型

月优化需要先初始化分色电价服务费、各套餐充电概率和预定输配电容量, 并将数值传递至每日优化模型中, 随后得到月总收益, 并根据月总收益反馈, 聚合商进一步优化分色电价服务费与预定输配电容量, 以实现月总收益最大化。月优化目标函数 O_{mon} 为:

$$\begin{cases} \max_{c, \pi_{n,t,i}, \pi_{col}} O_{mon} = -C_{cap} + \sum_{n \in N} (R_{res,n} - C_{pur,n}) + \sum_{n \in N} (Y_{res,n} + Y_{pur,n} + R_{cha,n}) \\ C_{cap} = \lambda_{cap} c \end{cases} \quad (7)$$

式中: λ_{cap} 为月输配电容量单价。

其中, 充电套餐电价 $\pi_{n,t,i}$ 与分色电价服务费 π_{col} 的关系式以及各充电套餐概率约束如下:

$$\pi_{n,t,i} = \begin{cases} \pi_{cur} + \pi_{RT,n,t} & i = I \\ K_{dis,i} \pi_{col} \pi_{RT,n,t} & i = I-1, I-2, \dots, 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \rho_i = 1 & i = I \\ \rho_{i+1} - \rho_i \geq \Delta \rho & i = I-1, I-2, \dots, 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: π_{cur} 为现行充电套餐的服务费; 式(8)第一行表达式即红色套餐充电价格(现行充电价格); $\pi_{RT,n,t}$ 为第 n 日内在 t 时段日内市场电价; $K_{dis,i}$ 为分色电价第 i 个充电套餐折扣量; $\Delta \rho$ 为分色电价相邻套餐充电概率差值的最小值; 式(9)表示分色电价相邻套餐充电概率差值应大于等于 $\Delta \rho$ 。

月优化(或初始化)完成后, 将最优值(或初始值) $\{c^*, \pi_{col}^*, \rho_i^*\}$ 传递至日优化中。

2.2.2 日前优化模型

日前优化中, EV 聚合商通过预测多种日内场景以确定日前变量, 因此采用两阶段随机规划模型, 第一阶段优化量为日前购电量 $e_{n,t}$ 以及系统功率的上下调节能力 $f_{in,n,t}$ 、 $f_{out,n,t}$; 第二阶段优化量为不同日内场景 s ($s \in S$) 下的用户充电功率 $p_{n,m,t,s}$ 。日前优化目标函数 O_{DA} 为:

$$\max_{V_{DA}} O_{DA} = R_{res,n} - C_{pur,n} + \sum_{s \in S} \Gamma_s (Y_{res,n,s} + Y_{pur,n,s} + R_{cha,n,s}) \quad (10)$$

$$R_{res,n} = \sum_{t \in T} \lambda_{res} f_{in,n,t} \Delta T + \sum_{t \in T} \lambda_{res} f_{out,n,t} \Delta T \quad (11)$$

$$C_{\text{pur},n} = \sum_{t \in T} \pi_{\text{DA},n,t} e_{n,t} \quad (12)$$

$$Y_{\text{res},n,s} = \sum_{t \in T} \pi_{\text{RT},n,t,s} r_{n,t,s} \Delta T \quad (13)$$

$$Y_{\text{pur},n,s} = \sum_{t \in T} \left[\pi_{\text{RT},n,t} \left(e_{n,t} - \sum_{m \in M} p_{n,m,t,s} \Delta T \right) - \lambda_{\text{pen}} z_{n,t,s} \Delta T \right] \quad (14)$$

$$R_{\text{cha},n,s} = \sum_{m \in M} \sum_{t \in T_{n,m,s}} p_{n,m,t,s} \Delta T \sum_{i \in I} \pi_{n,t,i,s}^* u_{n,m,i,s}^* \quad (15)$$

式中: $V_{\text{DA}} = \{e_{n,t}, f_{\text{in},n,t}, f_{\text{out},n,t}, p_{n,m,t,s}, r_{n,t,s}, z_{n,t,s}\}$ 为优化变量集合, 其中, $r_{n,t,s}$ 为场景 s 下第 n 日内在 t 时段 EV 聚合商的辅助服务响应调节量, $z_{n,t,s}$ 为场景 s 下第 n 日内在 t 时段 EV 总充电功率超出预定输电容量的值(若未超出则为 0); Γ_s 为场景 s 的发生概率; λ_{res} 为系统功率上下调节能力获取收益单价; $\pi_{\text{DA},n,t}$ 为第 n 日内在 t 时段市场电价; $\pi_{\text{RT},n,t,s}$ 为场景 s 下第 n 日内在 t 时段市场电价; λ_{pen} 为总充电功率超出预定输电容量时的惩罚电价; $\pi_{n,t,i,s}^*$ 为场景 s 下第 n 日内在 t 时段第 i 个充电套餐的最优充电价格 ($\pi_{\text{cur}}, \pi_{\text{RT},n,t,s}$ 属于已知参数, π_{col}^* 由月优化模型传递而来, 因此 $\pi_{n,t,i,s}^*$ 对于日前优化模型属于已知量); $u_{n,m,i,s}^*$ 为场景 s 下第 n 日内第 m 个用户的第 i 个充电套餐最优选择情况, 由下层 EV 用户模型传递至上层模型。

其中, $r_{n,t,s}$ 的相关表达式如下:

$$r_{n,t,s} = \begin{cases} \sum_{m \in M} \Delta p_{n,m,t,s} - f_{\text{out},n,t} & F_{n,t,s} > 0 \\ \sum_{m \in M} (-\Delta p_{n,m,t,s}) - f_{\text{in},n,t} & F_{n,t,s} < 0 \\ 0 & F_{n,t,s} = 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $F_{n,t,s}$ 为场景 s 下第 n 日内在 t 时段系统不平衡量; $\Delta p_{n,m,t,s}$ 为场景 s 下第 n 日内第 m 个用户在 t 时段的充电功率变化量。通过 $\pi_{\text{RT},n,t,s} r_{n,t,s} \Delta T$ 即可计算场景 s 下第 n 日内在 t 时段的辅助服务收益。

日前优化模型包含以下约束条件:

(1) 日前系统功率上下调节能力约束。

$$\begin{cases} f_{\text{in},n,t} \leq F_{\text{max},n,t} \\ f_{\text{out},n,t} \leq F_{\text{max},n,t} \end{cases} \quad n \in N; t \in T \quad (17)$$

式中: $F_{\text{max},n,t}$ 为第 n 日内在 t 时段系统功率上下调节能力上限, 通过日前预测所有日内场景的 EV 最大上下调节能力期望确定。

(2) 日前购电量上限约束。

$$e_{n,t} \leq E_{\text{max},n,t} \quad n \in N; t \in T \quad (18)$$

式中: $E_{\text{max},n,t}$ 为第 n 日内在 t 时段购电量上限, 通过日前预测所有日内场景的 EV 最大充电需求(即在充电时段内均以实际充电功率上限进行充电)期望

确定。

(3) EV 总充电功率超出预定输电容量情况约束。

$$\begin{cases} z_{n,t,s} \geq \sum_{m \in M} p_{n,m,t,s} - c^* \\ z_{n,t,s} \geq 0 \end{cases} \quad n \in N; t \in T; s \in S \quad (19)$$

(4) EV 充电约束。

$$\begin{cases} \sum_{t \in T_{n,m,s}[0]} p_{n,m,t,s} \Delta T \geq \min \left\{ P_{\text{rem},n,m} \Delta T (t - T_{n,m,s}[0]) \times \sum_{i \in I} (\rho_i u_{n,m,i,s}^*), D_{n,m,s} \right\} & n \in N; m \in M; \\ & s \in S; t \in T_{n,m,s} \\ \sum_{t \in T_{n,m,s}} p_{n,m,t,s} \Delta T = D_{n,m,s} & n \in N; m \in M; s \in S \\ p_{n,m,t,s} \leq P_{\text{rem},n,m} & n \in N; m \in M; s \in S; t \in T_{n,m,s} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $T_{n,m,s}[0]$ 为集合 $T_{n,m,s}$ 的首个元素(即开始充电时对应的时段)。第一项为最低充电电量约束; 第二项为充电电量满足充电需求约束; 第三项为充电功率上限约束。

日前优化完成后, 将最优值 $\{e_{n,t}^*, f_{\text{in},n,t}^*, f_{\text{out},n,t}^*\}$ 传递至日内优化中。

2.2.3 日内优化模型

在日内优化中, EV 聚合商根据日前购买的电能与系统功率的上下调节能力, 对当日实际 EV 充电功率进行优化, 存在进行上下调节获取的收益/亏损(数值为正表示收益, 为负表示亏损)、通过日内市场交易电量所产生的收益/亏损以及日内充电所获得的收入。日内优化模型与日前优化模型中的第二阶段随机规划模型类似, 将预测场景替换为日内实际情况。日内优化目标函数 O_{RT} 为:

$$\max_{V_{\text{RT}}} O_{\text{RT}} = Y_{\text{res},n} + Y_{\text{pur},n} + R_{\text{cha},n} \quad n \in N \quad (21)$$

式中: $V_{\text{RT}} = \{p_{n,m,t}, r_{n,t}, z_{n,t}\}$ 为优化变量集合。

日内优化模型约束条件同式(18)、式(19), 同样可将场景替换为日内实际情况。

2.3 双层模型转换为单层模型

在双层优化模型中, 为便于求解, 当下层问题满足线性独立约束规范且为凸优化时, 可通过将下层问题的极值条件转化为等效约束, 从而实现双层模型向单层问题的转化^[41]。

文中下层问题存在二元变量 $u_{n,m,i}$, 为非凸优化, 通过将二元变量松弛为 $[0, 1]$ 的连续变量, 即可将其转化为凸优化($u_{n,m,i}$ 表示用户套餐选择, 实际中用户也只会选择最便宜的一个套餐, 即相关变量取值只

会为 0 或 1, 因此松弛后不影响最优性)。卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件如下:

(1) 稳定性条件。

$$\sum_{i \in I} p_{n,m,i}^* \Delta T \pi_{n,i} + \alpha_{n,m,i} - \beta_{n,m,i} + \gamma_{n,m} + L_{n,m,i} v_{n,m,i} = 0$$

$$n \in N; m \in M; i \in I \quad (22)$$

(2) 互补松弛条件。

$$\alpha_{n,m,i} (u_{n,m,i} - 1) = 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (23)$$

$$\beta_{n,m,i} (-u_{n,m,i}) = 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (24)$$

$$\gamma_{n,m} \left(\sum_{i \in I} u_{n,m,i} - 1 \right) = 0 \quad n \in N; m \in M \quad (25)$$

$$L_{n,m,i} v_{n,m,i} u_{n,m,i} = 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (26)$$

(3) 原始可行性条件。

$$u_{n,m,i} - 1 \leq 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (27)$$

$$-u_{n,m,i} < 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (28)$$

$$\sum_{i \in I} u_{n,m,i} - 1 = 0 \quad n \in N; m \in M \quad (29)$$

$$L_{n,m,i} u_{n,m,i} = 0 \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (30)$$

(4) 对偶可行性条件。

$$\begin{cases} \alpha_{n,m,i} \geq 0 \\ \beta_{n,m,i} \geq 0 \end{cases} \quad n \in N; m \in M; i \in I \quad (31)$$

式中: $\alpha_{n,m,i}$ 、 $\beta_{n,m,i}$ 、 $\gamma_{n,m}$ 、 $v_{n,m,i}$ 为拉格朗日乘子。

由此, 可得到单层模型:

(1) 单层模型目标函数即上层模型的目标函数;

(2) 单层模型的约束条件即上层模型的所有约束条件与下层模型的 KKT 条件。

3 基于动量梯度下降的优化模型求解方法

考虑到优化模型的时间尺度为月尺度, 整体优化过程较为复杂, 因此文中将优化过程进行必要的拆解, 首先对每日优化进行独立求解, 随后将优化结果传递至月尺度的优化之中。在此基础上, 基于动量梯度下降法实现优化模型的最终求解。

3.1 动量梯度下降法

动量梯度下降法通过引入动量项来加速收敛并抑制优化过程中的振荡现象。其核心思想是利用历史梯度信息的指数加权移动平均来更新当前参数^[42]。具体而言, 在第 k 次迭代时, 优化变量更新公式为:

$$\begin{cases} V_k = \gamma V_{k-1} + \nabla f(x_k) \\ x_{k+1} = x_k - \eta_k V_k \end{cases} \quad (32)$$

式中: V_k 为动量项; $\gamma \in (0, 1)$ 为动量系数; η_k 为学习率(步长); $\nabla f(x_k)$ 为目标函数 f 在优化变量 x_k 上的梯度。动量项的引入使得算法能够更稳定地穿越

目标函数的平坦区域, 同时在梯度方向一致的维度上实现加速收敛。文中在传统的动量梯度下降法基础上, 引入衰减的学习率 $\eta_{k+1} = \eta_k \gamma^k$, 以提升算法求解的收敛性能^[43]。

3.2 优化模型求解流程

文中优化模型的求解流程如图 3 所示。外层迭代框架即动量梯度下降法, 外层迭代框架中更新的量为分色电价服务费 π_{col} 、各套餐充电概率 ρ_i 和预定输电容量 c , 并将其结果传递至内层框架。内层框架针对一个月内的每日进行独立优化求解。内层循环按时间顺序求解每个独立日的优化模型。日优化分为日前优化与日内优化两阶段, 日前优化用于得到日前购电量与申报备用量等日前变量; 日内优化则用于确定 EV 充电功率等日内变量。其中, ξ 为最小允许误差; K^{\max} 为最大迭代次数。

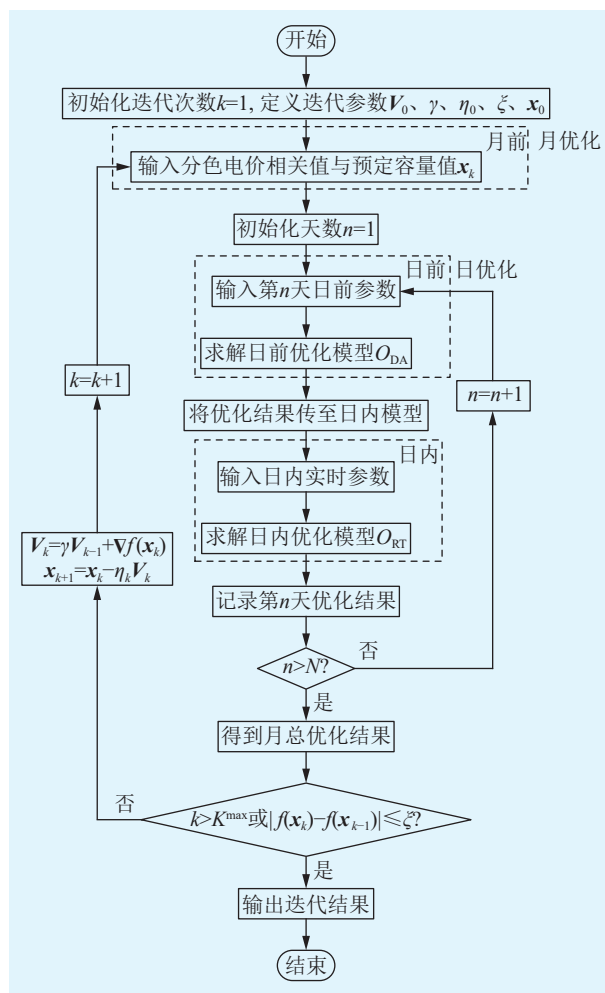


图 3 优化模型求解流程

Fig.3 Flowchart of optimization model solution

日前优化中, EV 聚合商通过预测多种日内场景以确定日前变量, 采用随机规划模型进行求解。该模型分为两个阶段: 第一阶段优化量为 $e_{n,t}$ 、 $f_{in,n,t}$ 、 $f_{out,n,t}$; 第二阶段优化量为 $p_{n,m,t,s}$ 。将日前随机规划模

求解得到的 $e_{n,t}^*$ 、 $f_{in,n,t}^*$ 、 $f_{out,n,t}^*$, 传递至日内优化模型中, 求解日内优化变量 $p_{n,m,t}^*$ 。最后, 将每日的日前与日内总收益结果汇总, 并传递至外层迭代框架中, 从而完成对整个优化模型的求解过程。

4 算例分析

4.1 参数设置

文中选取我国东南某沿海地区 3 个充电站的聚合数据进行算例分析。单桩可提供最大功率为 60 kW。基于夏季某月的 2 471 条充电订单记录, 提取用户充电时段、充电需求量与 EV 支持的最大充电功率, 并据此测算其理论上可达到的最低充电概率 $\rho_{n,m}$ 。用户灵活度定义为 $1-\rho_{n,m}$: 灵活度为 0 时, 对应最低充电概率为 100%, 即 EV 只能按最大功率充电; 灵活度为 100% 时, 对应最低充电概率为 0, 即车辆无充电需求, 可任意调节(实际中不存在)。图 4 展示了用户灵活度的分布区间。

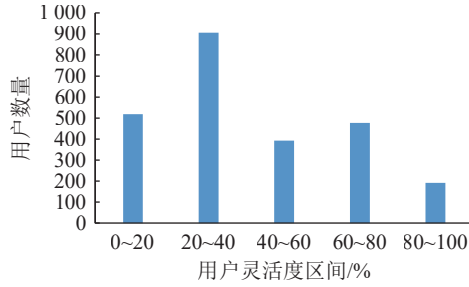


图 4 用户灵活度区间分布

Fig.4 Flexibility distribution of EV consumers

假设现行充电套餐价格为日内电价叠加固定服务费 $\pi_{\text{cur}} = 0.3$ 元/(kW·h)。分时电价套餐划分为 3 种充电概率, 即 $I = 3$, 且电价折扣与分时电价套餐所设置的充电概率保持一致, 即 $K_{\text{dis},i} = \rho_i$, 概率差值 $\Delta\rho = 0.2$ 。聚合商输电容量费设为 $\lambda_{\text{cap}} = 40$ 元/(kW·月)。对于总功率超出容量部分按 $\lambda_{\text{pen}} = 3$ 元/(kW·h)进行惩罚性收费。日内 EV 聚合商日前申报系统功率上下调节能力所获取收益按 $\lambda_{\text{res}} = 0.1$ 元/(kW·h)结算, 日内响应调节则按照电能日内电价结算。为模拟随机规划模型中日内场景的不确定性(如日内市场电价及辅助服务调节需求的不确定性等), 文中通过在历史数据基础上叠加高斯噪声以表征预测误差^[44]。每日随机生成 6 个日内场景, 其中, 日内市场电价及辅助服务调节需求的预测误差为 10%, EV 接入与离网时间的预测误差为 4.17%(即 1 h 的时间偏差)。优化模型时间尺度为一个月, 步长为 $\Delta T = 15$ min。动量梯度下降法相关参数设置如表 1 所示。

表 1 动量梯度下降法相关参数设置
Table 1 Parameter setting for momentum gradient descent

参数	数值
动量系数 γ	0.9
月前优化变量初值 $\mathbf{x}_0 (\mathbf{x} = (\pi_{\text{col}}, c, \rho_1, \rho_2))$	(0.30, 180, 0.5, 0.75)
学习率初值 η_0 (对应 \mathbf{x}_0 中 4 个变量)	(7×10^{-7} , 0.1, 7.5×10^{-7} , 5.1×10^{-6})
收敛允许最小误差 ξ	0.001
最大迭代次数 K^{max}	20

4.2 结果分析

文中优化模型迭代 13 次后收敛, 月前优化变量的求解结果为 $\pi_{\text{col}} = 0.52$ 、 $c = 172$ 、 $\rho_1 = 0.52$ 、 $\rho_2 = 0.78$ 。上层目标函数值(即聚合商月总利润)与迭代次数关系如图 5 所示, 目标函数值在初始迭代阶段快速增加, 随后呈现稳定的单调递增趋势, 最终收敛至稳定值 17 392 元。

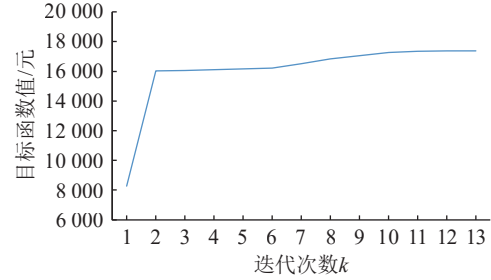


图 5 目标函数迭代收敛情况

Fig.5 Convergence of the objective function iteration

4.2.1 EV 聚合商收益情况分析

图 6 展示了在不采用分时电价且不参与辅助服务的现行充电套餐场景下(EV 以最大功率即插即充), EV 聚合商的经济性能与文中所设计的分时电价套餐下经济参数的对比。结果显示两种场景下的电能成本基本相同, 分时电价套餐的充电收入有所下降, 但辅助服务收益与分时电价套餐的容量成本的下降弥补了部分收入损失, 因此最终利润比现行充电套餐下的利润提升了 70.7%。值得注意的是, 充电收入的下降意味着 EV 用户充电费用的减少, 在市场竞争的环境下, 将吸引更多的 EV 用户, 可以带来更多的灵活性资源。

4.2.2 EV 用户充电费用分析

图 7 展示了在所有 2 471 条订单记录中, 不同灵活度用户的数量及其选择充电套餐情况。其中, 灵活度小于 0.22 的用户共 797 个, 全部选择红色电价套餐, 由于这类用户由于灵活性较小, 无其他颜色电价套餐可选。灵活度在 0.22~0.48 之间的用户共 722 个, 其中 551 个用户(76.3%)选择了橙色电

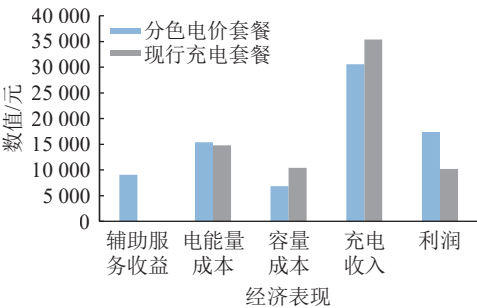


图6 不同充电套餐的经济表现对比

Fig.6 Comparative analysis of economic performance for the different charging packages

价套餐,其余用户选择了红色电价套餐。这是因为橙色电价套餐对应折扣量仅为 0.714,而分色电价服务费为 0.52 元/(kW·h),比红色电价套餐(即现行充电套餐价格)高出 0.22 元/(kW·h)。因此在电能量价格较低时,橙色电价套餐下折扣后的电能量价格叠加服务费可能会出现大于红色电价套餐(即现行充电套餐价格)的情况,使不少用户选择红色电价套餐。灵活度大于等于 0.48 的用户共 952 个,其全部选择了绿色电价套餐。充电费用总减少量,即 EV 聚合商充电收入的减少量,为 4 793 元。选择橙色电价与绿色电价的用户共 1 503 个,平均每人费用降低 22.3%。

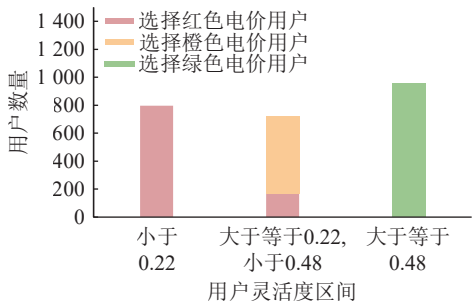


图7 不同灵活性用户数量与套餐选择情况

Fig.7 Number of consumers with different flexibility levels and corresponding package selection

考虑到选择绿色电价的用户享受的电价折扣量最大,图 8 展示了所有选择绿色电价的用户中,其费用减少情况与充电量区间关系的箱线图。从图 8 中可以看出,随着充电量的增加,充电费用减少的量也稳步增加。说明分色电价不仅鼓励了充电量大的用户提供更多的灵活性,从而减少用户的充电费用,同时也为 EV 聚合商提供更多的灵活性调用空间。

4.2.3 EV 聚合商参与辅助服务调节分析

在一个月共 2 880 个时段中, EV 聚合商通过分色电价套餐实现了 1 376 次响应(即聚合商按照系统调节需求进行功率调节的时段数),通过辅助服

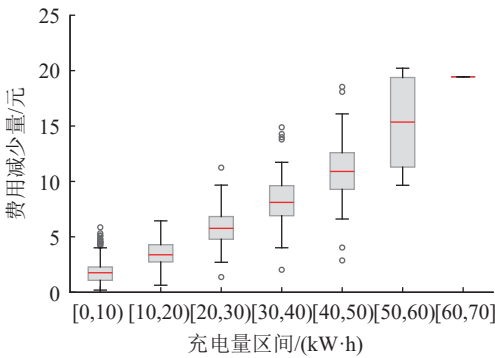


图8 不同充电量区间的绿色用户的充电费用减少情况

Fig.8 Reduction in charging costs for green consumers across different charging energy intervals

务获取的总收益达到 9 055 元,占 EV 聚合商总收入的 22.8%。以算例中的某一典型日为例,表 2 展示了当日经济表现。

表 2 某典型日经济参数

Table 2 Economic parameters on a typical day

单位: 元

参数	数值
申报备用收入	102
日前购电成本	1 396
日内响应调节收益(亏损)	288
日内电能量交易收益(亏损)	602
充电收入	1 249
超出容量惩罚费用	0
日利润	846

图 9 对比了现行充电套餐与分色电价套餐下的负荷曲线,可以看出,在分色电价套餐下,负荷曲线相较于现行充电套餐进行了显著调整,以响应当日的辅助服务调节需求。

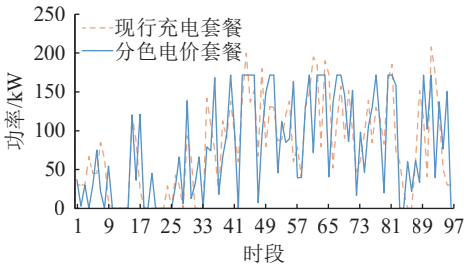


图9 不同充电套餐下某典型日充电曲线

Fig.9 Charging load curves on a typical day under different pricing packages

图 10 展示了辅助服务的响应情况。在该日所有 96 个时段中, EV 聚合商响应 55 次,仅通过日内调节响应即获取收益 288 元,占当日利润的比例较高,收入十分可观。

4.2.4 EV 响应率灵敏度分析

为检验所设计的分色电价对于 EV 响应规模的

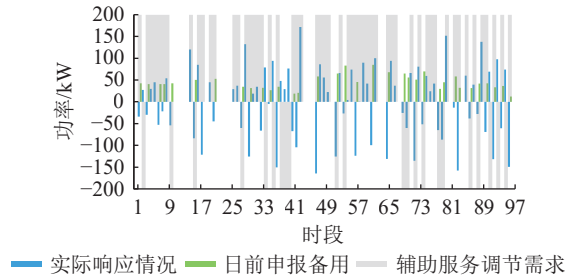


图 10 某典型日辅助服务响应情况

Fig.10 Ancillary service response on a typical day

影响,开展响应率的灵敏度分析,如图 11 所示。图 11 中展示了 EV 响应率在 50% 至 100% 范围时,聚合商获利情况,并与现行充电套餐下的情况进行对比。随着 EV 响应率下降, EV 聚合商获利也逐渐下降,当响应率为 70% 左右,其利润与现行充电套餐下的利润基本持平。因此,为保证聚合商通过分色电价套餐参与电能-备用市场能获取更多利润, EV 响应率(即响应规模)需要保持在 70% 以上。

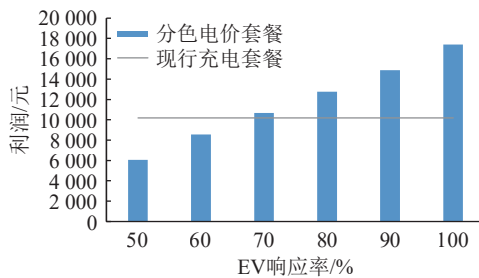


图 11 EV 响应率灵敏度分析

Fig.11 Sensitivity analysis of EV response rate

5 结论

文中面向 EV 聚合商参与电能-备用市场的场景,建立了上层为 EV 聚合商,下层为 EV 用户的双层优化模型,并据此设计了分色电价套餐,采用动量梯度下降法求解模型。基于历史充电订单数据,通过与固定服务费的现行电价对比,开展算例分析,得到以下结论:

(1) 分色电价套餐在充分考虑不同用户差异化需求的基础上,实现 EV 聚合商对用户灵活性的调用,有助于在现货市场加速建设背景下,实现辅助服务与现货市场的统筹衔接。

(2) EV 响应率灵敏度分析表明,当分色电价套餐的响应规模达到当前水平的 70% 以上时,相比于现行充电套餐,文中设计的分色电价套餐可为 EV 聚合商参与电能-备用市场提供更多的利润。

(3) 对于具备相应灵活能力的 EV 用户,采用分色电价套餐后,平均每人充电费用降低 22.3%。进一步分析不同充电量区间与充电费用减少的情

况发现,充电量越多,费用减少幅度越显著。由此鼓励为高充电量用户提供更多灵活性,为 EV 聚合商提供更大的调用空间,从而形成“收益共享-资源聚合”的正循环反馈。

需要指出的是,文中研究存在一定的计算效率局限,为降低模型求解复杂度,算例分析基于 3 个充电站聚合的 1 个月数据进行仿真。未来拟引入分布式并行计算等技术,以验证聚合商控制策略在多站、大规模 EV 参与电能-备用市场中的适用性。在后续研究中,分色电价机制的概率划分可进一步细化,亦可将概率数量纳入优化变量范畴,以实现更精细的柔性负荷调控。同时,分色电价的应用场景并非局限于 EV 聚合商参与电能-备用市场,其在温控负荷集群调度、虚拟电厂内部控制等柔性负荷控制场景中同样展现出良好的适用性。可以预见,采用分色电价之类的差异化定价机制,在电力领域的更多方向上具有广阔的发展前景。

参考文献:

- [1] 黄博,胡博,谢开贵,等. 计及交通事故影响的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(19): 47-59.
HUANG Bo, HU Bo, XIE Kaigui, et al. Electric vehicle path planning and charging navigation strategies considering the impact of traffic accidents[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19): 47-59.
- [2] 沙广林,刘璐,马春艳,等. 考虑车网互动的电动汽车有序充电策略[J]. 供用电, 2023, 40(10): 46-54.
SHA Guanglin, LIU Lu, MA Chunyan, et al. Orderly charging strategy for electric vehicles considering the vehicle-network interaction[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(10): 46-54.
- [3] 陈腾生,杨汝泉,隋坤明,等. 考虑用户决策不确定性的电动汽车充电站用户参与度优化方法[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(4): 128-137.
CHEN Tengsheng, YANG Ruquan, SUI Kunming, et al. Optimization of user participation in electric vehicle charging stations considering uncertainty of user decision[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 128-137.
- [4] 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.
- [5] 国家发展和改革委员会,国家能源局. 关于推动车网互动规模化应用试点工作的通知 [EB/OL]. [2024-08-23]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202409/t20240910_1392926.html.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Notice on promoting pilot programs for

- the large-scale application of vehicle-grid interaction[EB/OL]. [2024-08-23]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202409/t20240910_1392926.html.
- [6] 叶文浩, 陈耀红, 颜勤, 等. 基于动态分时电价引导的电动汽车需求侧响应[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39(4): 138-145.
YE Wenhao, CHEN Yaohong, YAN Qin, et al. Demand response of electric vehicle based on dynamic time-to-use electricity price[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 138-145.
- [7] 王蓬蓬, 宋运忠. 计及最恶劣场景概率和供需灵活性的综合能源系统分布鲁棒低碳优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(13): 78-89.
WANG Pengpeng, SONG Yunzhong. Distributed robust low-carbon optimal scheduling of an integrated energy system considering worst-case scenario probability and flexibility of supply and demand[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(13): 78-89.
- [8] 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.
- [9] 王俊波, 李新, 梁年柏, 等. 电动汽车充电系统集群接入配电网谐波谐振机理分析[J]. 供用电, 2024, 41(10): 50-59.
WANG Junbo, LI Xin, LIANG Nianbai, et al. Analysis of harmonic resonance mechanism of electric vehicle charging system cluster connected to distribution network[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(10): 50-59.
- [10] 邓衍辉, 李剑, 卢国强, 等. 考虑分区域动态电价机制引导的电动汽车充电优化策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 33-44.
DENG Yanhui, LI Jian, LU Guoqiang, et al. Charging optimization strategy of electric vehicles guided by the dynamic tariff mechanism of a subregion[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 33-44.
- [11] 国家发展和改革委员会, 国家能源局. 关于全面加快电力现货市场建设工作的通知[EB/OL]. [2025-04-16]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250429_1397488.html.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Notice on comprehensively accelerating the construction of the electricity spot market[EB/OL]. [2025-04-16]. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/202504/t20250429_1397488.html.
- [12] 国家发展和改革委员会, 国家能源局. 关于建立健全电力辅助服务市场价格机制的通知[EB/OL]. [2024-02-07]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202402/content_6931026.htm.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Notice on establishing and improving the pricing mechanism for the electricity ancillary services market[EB/OL]. [2024-02-07]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202402/content_6931026.htm.
- [13] 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.
MOU 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.
- [14] 茆美琴, 葛星, 杨铖, 等. 计及用户偏好的电动汽车集群参与调频市场优化控制[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(14): 130-140.
MAO Meiqin, GE Xing, YANG Cheng, et al. Optimal control of electric vehicle cluster participating in frequency regulation market considering user preferences[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(14): 130-140.
- [15] 徐湘楚, 米增强, 詹泽伟, 等. 考虑多重不确定性的电动汽车聚合商参与能量-调频市场的鲁棒优化模型[J]. 电工技术学报, 2023, 38(3): 793-805.
XU Xiangchu, MI Zengqiang, ZHAN Zewei, et al. A robust optimization model for electric vehicle aggregator participation in energy and frequency regulation markets considering multiple uncertainties[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(3): 793-805.
- [16] VATANDOUST B, AHMADIAN A, GOLKAR M A, et al. Risk-averse optimal bidding of electric vehicles and energy storage aggregator in day-ahead frequency regulation market[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 2036-2047.
- [17] 许梦瑶, 艾小猛, 方家琨, 等. 考虑用户积极性的电动汽车与机组联合调频的两阶段随机优化调度模型[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2033-2041.
XU Mengyao, AI Xiaomeng, FANG Jiakun, et al. Two-stage stochastic optimal scheduling model for joint regulation of EV and thermal units considering users enthusiasm[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2033-2041.
- [18] LYMPEROPOULOS I, QURESHI F A, BITLISLIOGLU A, et al. Ancillary services provision utilizing a network of fast-charging stations for electrical buses[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 665-672.
- [19] 金永天, 谢俊, 周翠玉, 等. 基于 IFCM 算法的电动汽车群聚合调峰方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(7): 3080-3089.
JIN Yongtian, XIE Jun, ZHOU Cuiyu, et al. Peak-regulating method of aggregating electric vehicle groups based on IFCM algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 3080-3089.
- [20] 杨镜司, 秦文萍, 史文龙, 等. 基于电动汽车参与调峰定价策略的区域电网两阶段优化调度[J]. 电工技术学报, 2022, 37(1): 58-71.
YANG Jingsi, QIN Wenping, SHI Wenlong, et al. Two-stage optimal dispatching of regional power grid based on electric vehicles' participation in peak-shaving pricing strategy[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(1): 58-71.

- [21] 侯慧, 王治华, 侯婷婷, 等. 电动汽车虚拟储能支撑的多元调峰辅助服务优化[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(S1): 168-179.
- HOU Hui, WANG Zhihua, HOU Tingting, et al. Optimization of multi-element peak regulation auxiliary service supported by electric vehicle virtual energy storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 168-179.
- [22] 茆美琴, 徐瑞, 杨铖, 等. 基于改进一致性算法的大规模电动汽车聚合调度指令快速分解[J/OL]. 电网技术, 2025: 1-15. [2025-05-19]. <https://link.cnki.net/doi/10.13335/j.1000-3673.pst.2025.0172>.
- MAO Meiqin, XU Rui, YANG Cheng, et al. Fast decomposition of aggregated dispatching instructions for large-scale electric vehicles based on an improved consensus algorithm[J/OL]. Power System Technology, 2025: 1-15. [2025-05-19]. <https://link.cnki.net/doi/10.13335/j.1000-3673.pst.2025.0172>.
- [23] 吴巨爱, 薛禹胜, 谢东亮, 等. 电动汽车参与电量市场与备用市场的联合风险调度[J]. 电工技术学报, 2023, 38(23): 6407-6418.
- WU Juai, XUE Yusheng, XIE Dongliang, et al. The joint risk dispatch of electric vehicle in day-ahead electricity energy market and reserve market[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(23): 6407-6418.
- [24] 陈琪臻, 王旭, 蒋传文, 等. 考虑可调能力季节性互补的换电站参与能量-备用市场运营策略研究[J]. 电网技术, 2025, 49(3): 1056-1069.
- CHEN Qizhen, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Operational strategy for the participation of battery swapping/charging stations in the energy-reserve market considering seasonal complementarity of adjustable capacities[J]. Power System Technology, 2025, 49(3): 1056-1069.
- [25] 胡俊杰, 马文帅, 薛禹胜, 等. 基于 CPSSE 框架的电动汽车聚合商备用容量量化[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(18): 46-54.
- HU Junjie, MA Wenshuai, XUE Yusheng, et al. Quantification of reserve capacity provided by electric vehicle aggregator based on framework of cyber-physical-social system in energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(18): 46-54.
- [26] 房宇轩, 胡俊杰, 马文帅. 计及用户意愿的电动汽车聚合商主从博弈优化调度策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(16): 5091-5103.
- FANG Yuxuan, HU Junjie, MA Wenshuai. Optimal dispatch strategy for electric vehicle aggregators based on Stackelberg game theory considering user intention[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(16): 5091-5103.
- [27] WANG M S, LI X, DONG C Y, et al. Day-ahead optimal bidding for a retailer with flexible participation of electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(2): 1482-1494.
- [28] LAI S Y, QIU J, TAO Y C, et al. Pricing for electric vehicle charging stations based on the responsiveness of demand[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 14(1): 530-544.
- [29] 洪奕, 刘瑜俊, 徐青山, 等. 基于积分制和分时电价的电动汽车混合型精准需求响应策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(11): 106-116.
- HONG Yi, LIU Yujun, XU Qingshan, et al. Hybrid targeted demand response strategy of electric vehicles based on integral system and time-of-use electricity price[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 106-116.
- [30] 玉少华, 杜兆斌, 陈丽丹, 等. 融合路网-电网信息的电动汽车充放电行为引导与调控策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 169-180.
- YU Shaohua, DU Zhaobin, CHEN Lidan, et al. Guidance and regulation strategy for charging and discharging behaviors of electric vehicles based on fusion of road network and power grid information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 169-180.
- [31] 裴振坤, 王学梅, 康龙云. 电动汽车参与电网辅助服务的控制策略综述[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 17-32.
- PEI Zhenkun, WANG Xuemei, KANG Longyun. Review on control strategies for electric vehicles participating in ancillary services of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 17-32.
- [32] SALAH F, FLATH C M, SCHULLER A, et al. Morphological analysis of energy services: paving the way to quality differentiation in the power sector[J]. Energy Policy, 2017, 106: 614-624.
- [33] BITAR E, XU Y J. Deadline differentiated pricing of deferrable electric loads[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(1): 13-25.
- [34] NAYYAR A, NEGRETE-PINCETIC M, POOLLA K, et al. Duration-differentiated energy services with a continuum of loads[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2016, 3(2): 182-191.
- [35] MORADIPARI A, ALIZADEH M. Pricing and routing mechanisms for differentiated services in an electric vehicle public charging station network[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 11(2): 1489-1499.
- [36] PAPALEXOPOULOS A, BEAL J, FLOREK S. Precise mass-market energy demand management through stochastic distributed computing[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4): 2017-2027.
- [37] MOU Y T, PAPAVALILIOU A, CHEVALIER P. A bi-level optimization formulation of priority service pricing[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2493-2505.
- [38] ZENG Y, ZHANG R, WANG D, et al. A regional power grid operation and planning method considering renewable energy generation and load control[J]. Applied Energy, 2019, 237: 304-313.
- [39] PAPALEXOPOULOS A. The evolution of the multitier hierar-

- chical energy market structure: the emergence of the transac-
tive energy model[J]. *IEEE Electrification Magazine*, 2021,
9(3): 37-45.
- [40] RUWAIDA Y, CHAVES-AVILA J P, ETHERDEN N, et al.
TSO-DSO-customer coordination for purchasing flexibility
system services: challenges and lessons learned from a demon-
stration in Sweden[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*,
2022, 38(2): 1883-1895.
- [41] SINHA A, MALO P, DEB K. A review on bilevel optimiza-
tion: from classical to evolutionary approaches and applica-
tions[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*,
2018, 22(2): 276-295.
- [42] SUTSKEVER I, MARTENS J, DAHL G, et al. On the impor-
tance of initialization and momentum in deep learning[J].
International Conference on Machine Learning. pmlr, 2013:
1139-1147.
- [43] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation
learning: a review and new perspectives[J]. *IEEE Transac-
tions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013,
35(8): 1798-1828.
- [44] LIU G D, XU Y, TOMSOVIC K. Bidding strategy for micro-
grid in day-ahead market based on hybrid stochastic/robust
optimization[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(1):
227-237.

作者简介:



肖怡康

肖怡康(2001),男,硕士在读,研究方向为
电动汽车与电网互动策略(E-mail: cassuis@163.com);

牟玉亭(1990),男,博士,讲师,通信作者,
研究方向为电力市场和需求响应(E-mail:
yutingmou@seu.edu.cn);

潘博(1984),男,硕士,高级工程师,从事车
网互动相关工作。

Design of color-coded pricing for electric vehicle aggregators participating in energy-reserve markets

XIAO Yikang¹, MOU Yuting¹, PAN Bo², JIN Luosong³

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. Jiaying Guodiantong New Energy
Technology Co., Ltd., Jiaying 314001, China; 3. Zhejiang Power Exchange Center Co., Ltd., Hangzhou 310016, China)

Abstract: Electric vehicle (EV) is the most prevalent distributed flexibility resource that are currently available, and EV clusters show advantages in providing ancillary services. However, significant heterogeneity is observed among EV consumers regarding charging demands and acceptance of controlled charging. To address this challenge, a color-coded pricing mechanism is proposed for EV aggregator participation in energy-reserve markets, designed to balance diverse consumer requirements with flexibility utilization potential. Through the provision of multi-tier charging probability options and corresponding price packages, EV consumers are guided to participate voluntarily, enabling differentiated charging behavior management. A framework is established for EV aggregator participation in energy-reserve markets, where a bi-level optimization model is formulated to simultaneously maximize aggregator profits and minimize consumer charging costs. The solution strategy is developed based on the momentum gradient descent method. Case studies demonstrate that the proposed mechanism not only enhances economic benefits for both the aggregator and consumers, but also effectively facilitates aggregator participation in reserve markets while improving responsiveness to system regulation requirements.

Keywords: vehicle-to-grid; flexibility utilization; color-coded pricing; bi-level optimization; energy-reserve markets; ancillary service

(编辑 吴昊)