

包含电动汽车充电站的区域电网优化调度

张仕鹏^{1,2}, 彭超逸³, 黄楚鸿², 左嘉志², 刘明波¹

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510640; 2. 中国能源建设集团广东省电力设计研究院有限公司, 广州 510663; 3. 中国南方电网有限责任公司电力调度控制中心, 广州 510663)

摘要: 区域电网优化调度是提高可再生能源消纳水平、提升电力系统可靠性、降低运行成本的重要手段。为此, 针对包含电动汽车(electric vehicle, EV)充电站的区域电网提出了基于拍卖的两阶段优化调度方式。第一阶段根据本地可再生能源发电和用电的预测值对区域电网进行日前调度。第二阶段根据发电和用电的实际测量值对日前调度结果进行二次调整。针对第二阶段设计电能拍卖方法, 利用EV的充放电能实现区域电网的实时供需平衡, 并证明所提的拍卖方法具有激励相容性质, 保证EV在拍卖中提交真实的电能需求或供给信息。仿真结果表明所提的两阶段方法能够降低区域电网的运行成本, 并使得EV只有在提交真实信息的情况下才能获得最高的效用。

关键词: 电力调度; 区域电网; 充电站; 电动汽车

Optimal Scheduling for Regional Power Grid Including Electric Vehicle Charging Stations

ZHANG Shipeng^{1,2}, PENG Chaoyi³, HUANG Chuhong², ZUO Jiazhizhi², LIU Mingbo¹

(1. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. China Energy Engineering Group Guangdong Electric Power Design Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China; 3. Power Dispatching and Control Center, CSG, Guangzhou 510663, China)

Abstract: Optimal scheduling for regional power grid is an important means to increase the consumption of renewable energy, enhance the reliability of power systems, and reduce operating costs. Therefore, focusing on a regional power grid including electric vehicle (EV) charging stations, an auction-based two-stage optimal scheduling method is proposed. In the first stage, the regional power grid is scheduled one day ahead based on the predicted values of local renewable energy generation and consumption. In the second stage, the day-ahead scheduling results are adjusted according to the actual measured values of generation and consumption. For the second stage, an electricity auction method is designed to achieve real-time supply-demand balance of the regional power grid by using EV charging and discharging energies. It is proved that the proposed auction method has the property of incentive compatibility, which ensures that EVs submit true energy demand or supply information in the auction. Simulation results show that the proposed two-stage method can reduce the operating cost of the regional power grid and make EVs obtain the highest utilities only when true information is submitted.

Key words: power scheduling; regional power grid; charging station; electric vehicle

0 引言

随着分布式能源的发展和电力市场的改革, 电力系统逐渐演变为集中式与分布式并重的网络形态。研究区域电网的优化调度以及区域电网与广域

电网之间的交互, 有重要的现实意义。电动汽车(electric vehicle, EV)作为移动的储能设备, 可以通过充电站与区域电网进行双向电力交互。随着EV的渗透率不断提升, 可以将大量分散且闲置的EV聚合为容量巨大的储能资源, 这将成为实现区域电网优化调度的重要手段之一^[1]。

目前已有相当多考虑EV的电能优化调度研究。部分文献研究区域电网中的EV充放电调度, 通过

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52077083, U1911401)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52077083, U1911401).

协调EV充放电行为可以避免电网过载,提高可再生能源消纳水平,降低EV充电成本。文献[2]提出了可扩展的分布式算法,用于控制EV充电功率以最小化用电成本。文献[3]对电动汽车的响应度进行了分析,设计了充电调度策略。文献[4-5]分别以充电站和车辆用户的收益最大化为目标,提出了基于强化学习的算法来实现EV充电调度。文献[6]研究了充电站内EV之间的电力共享模式,并提出一种高效的EV匹配算法。文献[7-9]研究了考虑EV充电站的综合能源系统多能源管理,保证系统的经济和稳定运行。部分文献研究EV与电网交互,通过控制EV集群充放电功率可以向电网提供调峰调频服务,也可以参与电网调度和电力交易,提高电力系统稳定性和柔韧性。文献[10-12]提出了分布式EV充电站电能管理方法,以满足EV充电需求和电网网络约束条件。文献[13]提出了分布式EV电能交易方法,利用EV充放电能来调节配电网电压,保证电网稳定运行。文献[14]利用EV充电桩的无功功率来调整电网电压。文献[15-16]考虑EV向电网提供频率调节服务,降低电网频率误差,提高电能质量。还有部分文献研究了交通物流网络与电力能源网络协同优化方法。比如,文献[17-18]考虑广域的EV换电和充电网络,提出了分布式调度策略,对物流车队、电池仓储、电池充电、电力交易进行联合优化决策。

然而,可再生能源发电和用电具有不确定性,除了提前规划区域电网中EV的充放电量,还需要根据实时信息来调整所规划的EV充放电量。对此,已有部分文献提出两阶段调度方案,比如文献[19-24]在第一阶段根据预测信息完成系统调度,在第二阶段根据随机变量的实际测量值来重新调整第一阶段的决策。不过,现有的两阶段研究工作缺乏讨论第二阶段中的激励问题,即如何激励EV去改变原本的第一阶段决策。因此,本文提出了新型两阶段区域电网优化调度方法,采用拍卖方法激励EV调整自身充放电能来响应第二阶段的调整。具体地,第一阶段根据可再生能源发电和用电的预测值以及EV充电需求对区域电网进行日前调度,第二阶段根据发电和用电的实际测量值,采用拍卖方法对日前调度结果进行二次调整。最后通过仿真验证了所提两阶段方法的有效性。

本文的主要贡献有:

1) 建立了一种新的第二阶段调整模型,根据区域电网的实际用电偏差和实际成本,针对不同情况分析多种二次调整方案。

2) 提出了一种基于拍卖理论的第二阶段调整方法,激励EV调整充放电能,进而实现区域电网的实时供需平衡,同时最小化系统成本。

3) 理论上证明了所提出的拍卖方法具有激励相容性质,保证EV上报真实的电能需求或供给信息。

1 系统模型

1.1 系统描述

本文考虑云边融合的电网管理架构^[25],如图1所示。

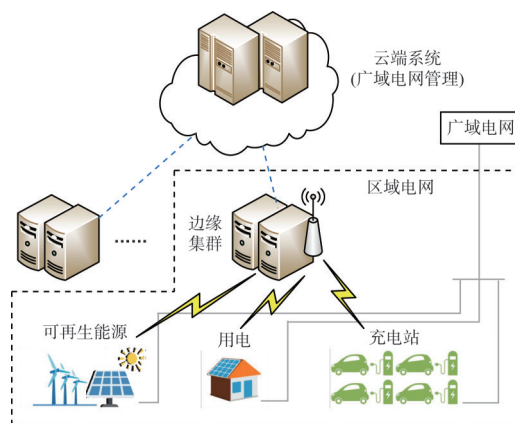


Fig. 1 System model

云端系统用于广域网管理,协调多个局域电网的电力传输,保证广域输电网络的稳定和安全。区域电网配有多个边缘服务器,形成边缘集群,用于管理本地用电、发电、储能设备,维持本地电能供需平衡和保证电能质量。通过云边协同,多个区域电网跟广域网进行电能交易,并根据电能交易情况来实时调整本地电力设备运行状态。本文重点研究了区域电网的电力调度问题。本文中的区域电网是一个广义概念,代指范围相对较小的局域电网,如微电网、园区电网等。一个区域电网由可再生能源发电设备、用电设备、EV充电站组成。采用两阶段的调度策略,第一阶段根据本地发电和用电量的预测值以及EV充电需求信息,提前对EV充放电量以及向广域网的购电量进行多时段规划。第二阶段是实时调整阶段,在运行日当天某一时段

中根据发电和用电量的实际测量值重新调整EV充放电量和购电量。第一阶段的决策时域包含24 h,第二阶段的决策时域为1 h,故在运行日当天需要执行24次第二阶段决策。两个阶段的调度目标均为最小化区域电网的总成本。

1.2 数学模型

1) 第一阶段模型:采用离散时间决策方式。定义 T 为时段的集合, t 为某个时段, $t \in T$ 。定义 I 为EV的集合, i 为第 i 辆EV, $i \in I$ 。定义 t_i^a 、 t_i^d 分别为 i 的到达时段和离开时段。定义 $p_{i,t}^c$ 、 $p_{i,t}^d$ 分别为 i 在时段 t 的充电量和放电量,故有:

$$0 \leq p_{i,t}^c \leq P_i^{c,\max}, \forall i \in I, t \in [t_i^a, t_i^d] \quad (1)$$

$$0 \leq p_{i,t}^d \leq P_i^{d,\max}, \forall i \in I, t \in [t_i^a, t_i^d] \quad (2)$$

$$p_{i,t}^c = p_{i,t}^d = 0, \forall i \in I, t \notin [t_i^a, t_i^d] \quad (3)$$

式中 $P_i^{c,\max}$ 、 $P_i^{d,\max}$ 分别为 i 在1个时段里充电量和放电量的上限。式(3)表示EV在到达之前和离开之后的充放电量为0。充电站在时段 t 的总用电量为 e_t ,有:

$$e_t = \sum_{i \in I} (p_{i,t}^c - p_{i,t}^d) \quad (4)$$

若 $e_t > 0$,则充电站消耗电能。若 $e_t < 0$,则充电站输出电能。定义 $s_{i,t}$ 为 i 在时段 t 的电池电量,故有:

$$s_{i,t+1} = s_{i,t} + \eta_i^c p_{i,t}^c - p_{i,t}^d / \eta_i^d, \forall i \in I, t \in T \quad (5)$$

$$S_i^{\min} \leq s_{i,t} \leq S_i^{\max}, \forall i \in I, t \in T \quad (6)$$

$$s_{i,t_i^a} = S_i^{\min}, s_{i,t_i^d} \geq S_i^{\exp}, \forall i \in I \quad (7)$$

式中: η_i^c 、 η_i^d 分别为 i 的充电和放电效率; $S_i^{\min}$ 为 i 到达时的电池电量; $S_i^{\exp}$ 为 i 离开时的期望电池电量。式(5)表示 i 的电池电量在时间上的变化,式(6)为第 i 辆EV的电池电量的上下限约束。

定义 L_t 、 R_t 分别为区域电网在时段 t 的其他用电量和可再生能源发电量,两者均为预测值。定义 g_t 为在时段 t 区域电网从广域电网购入的电量。区域电网的电能平衡等式为:

$$g_t = L_t - R_t + e_t, \forall t \in T \quad (8)$$

$$0 \leq g_t \leq G^{\max}, \forall t \in T \quad (9)$$

式中 $G^{\max}$ 为购电量的上限。参考文献[2, 6],假设区域电网容量足够大,且电能损耗相对较小,故忽略网络约束条件,本文仅考虑电能供需平衡约束条件式(8)。

第一阶段的优化目标是最小化区域电网的总购电成本,把相应的优化问题记为P1,P1的具体形

式如下。

$$\begin{cases} \min \sum_{t \in T} \lambda_t g_t, \\ \text{s.t. 式(1)—(9)} \end{cases} \quad (10)$$

式中 λ_t 为时段 t 的广域电网的电能价格。P1是线性规划问题,决策变量为 $\{g_t, \{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}\}_{t \in T}$ 。把P1的最优解记为 $\{g_t^*, \{p_{i,t}^{c*}, p_{i,t}^{d*}\}_{i \in I}\}_{t \in T}$,上标*表示第一阶段的结果。

在云边融合框架中,多个区域电网可以彼此交互,共同确定各自向广域电网的购电量,进而保证各个区域电网和整个广域电网的高效和稳定。因为本文关注单个区域电网的电力调度,所以将云边交互简化为P1的目标函数,即云端系统事先确定好广域电网的电能价格 λ_t ,各个区域电网根据 λ_t 来制定本地电力调度方案。假设云端系统能够根据广域电网参数和历史交易数据来确定合适的电价 λ_t ,本文不讨论 λ_t 的计算。在第二阶段,EV接受调度可以降低整个区域电网的成本,这个成本减少量中的一部分可奖励给EV,以激励EV参加第一阶段调度。本文主要贡献在于第二阶段,暂不讨论第一阶段中区域电网内部的收益分配问题。另外,那些随机到达的EV不参与第一阶段的调度,模型中的 L_t 已包含了它们充电需求的预测值。由于这部分EV的随机性,区域电网的实际用电量可能不等于 L_t ,故需要进行第二阶段的调整。

2) 第二阶段模型:第一阶段中的固定用电量 L_t 和可再生能源发电量 R_t 都是预测值。在运行日当天,实际测量值很可能偏离预测值。把两者的实际测量值分别记为 L_t^{real} 、 R_t^{real} 。定义 Δe_t 为时段 t 的净用电偏差量,有 $\Delta e_t = L_t^{\text{real}} - R_t^{\text{real}} - L_t + R_t$ 。定义 g_t^{real} 为时段 t 的实际购电量,有 $g_t^{\text{real}} = L_t^{\text{real}} - R_t^{\text{real}} + e_t^*$ 且 $\Delta e_t = g_t^{\text{real}} - g_t^*$ 。接下来,针对运行日中的某个时段 $t \in T$,讨论3种情况。

(1)情况1: $\Delta e_t = 0$ 。这表示区域电网的净用电偏差量为0,有 $g_t^{\text{real}} = g_t^*$,所以无需调整购电量和EV充放电电量,直接采用第一阶段的决策结果即可。

(2)情况2: $\Delta e_t < 0$ 。这表示区域电网的实际净用电量低于其预测值。如果按照第一阶段的 g_t^* 来购电,将导致区域电网的电力供需不平衡。可采用两种方式来保证供需平衡:调整购电量或调整EV充放电电量。如果通过调整 g_t 来消除偏差 Δe_t ,则需要

用到广域电网的负备用, 造成额外的成本 $\lambda_t^- |\Delta e_t|$, 其中 λ_t^- 为负备用价格。此时, 区域电网的实际成本为 $\lambda_t g_t^{\text{real}} + \lambda_t^- |\Delta e_t|$, 一般情况下, 有 $\lambda_t^- \leq \lambda_t$ 。另一种方式是通过调整 EV 的 $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 来消除偏差量 Δe_t 。因为 $\Delta e_t < 0$, 所以需要 EV 提高充电量或降低放电量, 进而提高区域电网的总用电量。因为 EV 获得额外电量 Δe_t , 所以 EV 需要支付额外用费 $\pi_t |\Delta e_t|$, 其中 π_t 为相应价格。此时, 区域电网的实际成本为 $\lambda_t g_t^* - \pi_t |\Delta e_t|$ 。由 g_t^{real} 的定义和 $\Delta e_t < 0$, 可得 $|\Delta e_t| = g_t^* - g_t^{\text{real}}$ 。如果 $\pi_t \geq \lambda_t - \lambda_t^-$, 则有:

$$\begin{aligned} \pi_t |\Delta e_t| &\geq (\lambda_t - \lambda_t^-) |\Delta e_t| \\ &= \lambda_t (g_t^* - g_t^{\text{real}}) - \lambda_t^- |\Delta e_t| \end{aligned} \quad (11)$$

由式(11)可得:

$$\lambda_t g_t^{\text{real}} + \lambda_t^- |\Delta e_t| \geq \lambda_t g_t^* - \pi_t |\Delta e_t| \quad (12)$$

式(12)表明, 在情况 2 下, 如果 $\pi_t \geq \lambda_t - \lambda_t^-$, 则调整 $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 的方式比调整 g_t 的方式更优, 即总成本更低。

(3)情况 3: $\Delta e_t > 0$ 。这表示区域电网的实际净用电量高于其预测值。同样有两种方式来消除 Δe_t 。如果通过调整 g_t 来消除偏差量 Δe_t , 则需要用到广域电网的正备用, 造成额外的成本 $\lambda_t^+ \Delta e_t$, 其中 λ_t^+ 为正备用价格。此时, 实际成本为 $\lambda_t g_t^{\text{real}} + \lambda_t^+ \Delta e_t$, 一般有 $\lambda_t^+ \leq \lambda_t$ 。另一种方式是通过调整 EV 的 $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 来消除偏差量 Δe_t 。因为 $\Delta e_t > 0$, 所以需要 EV 降低充电量或增加放电量, 进而降低区域电网的总用电量。因为 EV 相比原计划减少获得电量 Δe_t , 所以 EV 需要得到经济补偿 $\pi_t \Delta e_t$, 其中 π_t 为相应价格。此时, 实际成本为 $\lambda_t g_t^* + \pi_t \Delta e_t$ 。如果 $\pi_t \leq \lambda_t + \lambda_t^+$, 则有:

$$\begin{aligned} \pi_t \Delta e_t &\leq (\lambda_t + \lambda_t^+) \Delta e_t \\ &= \lambda_t (g_t^{\text{real}} - g_t^*) + \lambda_t^+ \Delta e_t \end{aligned} \quad (13)$$

由式(13)可得:

$$\lambda_t g_t^* + \pi_t \Delta e_t \leq \lambda_t g_t^{\text{real}} + \lambda_t^+ \Delta e_t \quad (14)$$

式(14)表明, 在情况 3 下, 如果 $\pi_t \leq \lambda_t + \lambda_t^+$, 则调整 $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 的方式比调整 g_t 的方式更优, 即总成本更低。

在第二阶段中, 区域电网需要在情况 2 和情况 3 中决定使用何种方式来消除净用电偏差量 Δe_t 。如果采用调整 EV 充放电量的方式, 则需要确定相应的电量调整价格 π_t 。本文在第 2 节中提出基于拍卖的方法来完成第二阶段的决策。

2 拍卖方法

2.1 升序拍卖方法

在第二阶段的某个时段 t 中, 设区域电网的净用电偏差量为 $\Delta e_t < 0$, 即情况 2。默认优先使用调整 EV $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 的方式来消除 Δe_t 。此时, 区域电网管理者作为拍卖师, 将电能 $|\Delta e_t|$ 卖给 EV。拍卖师是供给方, EV 是需求方。定义 $\Delta p_{i,t}$ 为 i 对电能的需求量, 定义 $U_{i,t}(\Delta p_{i,t})$ 为获得电能 $\Delta p_{i,t}$ 的满意度函数, 可设 $U_{i,t}(\Delta p_{i,t}) = \alpha_{i,t} \Delta p_{i,t} (\Delta p_{i,t} - 2\Delta p_{i,t}^{\max})$, 为非减凸函数, 其中 $\alpha_{i,t}$ 为参数, $\Delta p_{i,t}^{\max}$ 为 $\Delta p_{i,t}$ 的最大值。在拍卖中, i 最大化自身效用, 把相应的优化问题记为 P2, 具体形式为:

$$\max_{\Delta p_{i,t}} U_{i,t}(\Delta p_{i,t}) - \pi_t \Delta p_{i,t} \quad (15)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \Delta p_{i,t} \leq P_i^{\text{c}, \max} - p_{i,t}^{\text{c}*}: \text{充电} \quad (16)$$

$$0 \leq \Delta p_{i,t} \leq p_{i,t}^{\text{d}*}: \text{放电} \quad (17)$$

$$\Delta p_{i,t} \leq S_i^{\text{max}} - S_{i,t}^{\text{exp}, \text{B}} \quad (18)$$

式中目标函数为获得电能 $\Delta p_{i,t}$ 的满意度减去购买电能 $\Delta p_{i,t}$ 的费用。在第一阶段的 P1 中考虑了 EV 充放电的效率, P1 的最优解满足 $p_{i,t}^{\text{c}*} p_{i,t}^{\text{d}*} = 0$, 即 i 不能同时充放电。因此, 在第二阶段中 EV 可分为两类: 充电的 EV 和放电的 EV。前者使用式(16)和式(18)作为约束, 后者使用式(17)——(18)作为约束。式(16)为 i 充电量上限约束, 式(17)为放电量上限约束, 式(18)为 i 电池容量约束, $S_{i,t}^{\text{exp}, \text{B}}$ 为在第二阶段中被调整后的期望电量, 有 $S_{i,t}^{\text{exp}, \text{B}} = S_{i,t}^{\text{exp}} + \sum_{\tau=1}^{t-1} \Delta p_{i,\tau}^{\text{B}}, \Delta p_{i,\tau}^{\text{B}}$ 为时段 $\tau = 1, \dots, t-1$ 中 i 的充放电调节量。若时段 τ 属于情况 2, 则 $\Delta p_{i,\tau}^{\text{B}} = \Delta p_{i,\tau}^{\text{A}}$ 。若时段 τ 属于情况 3, 则 $\Delta p_{i,\tau}^{\text{B}} = -\Delta p_{i,\tau}^{\text{A}}$, 其中 $\Delta p_{i,\tau}^{\text{A}}$ 为拍卖的电能分配结果。用上标 A 表示拍卖的结果。

在问题 P2 中, 价格 π_t 由拍卖师决定。若价格 π_t 较低, 则需求量 $\Delta p_{i,t}$ 较高。若价格 π_t 较高, 则需求量 $\Delta p_{i,t}$ 较低。故拍卖师可通过调节价格 π_t 来调节 EV 对电能的需求。升序拍卖流程大致如下, 首先拍卖师公布 π_t 的底价, 所有在充电站的 EV 根据这个底价求出问题 P2 的最优解 $\Delta p_{i,t}^*$ 。如果供过于求, 则拍卖结束, 选择调整 g_t 的方式来消除 Δe_t 。如果供不应求, 则提高价格 π_t , EV 重新求解问题 P2, 然后再判断是否供不应求。当价格提高至某个数值时可达到供过于求或供需平衡, 此时拍卖停

止, 最后计算出电能分配量和相应费用。算法1给出了升序拍卖的具体流程, 如表1所示。

表1 升序拍卖算法流程

Tab. 1 Algorithm process of ascending auction

算法1: $\Delta e_t < 0$ 情况的升序拍卖

输入: $k = 1, \pi_t^{[k]} = \lambda_t - \lambda_t^-, \delta > 0, k$ 为拍卖的迭代次数, $\pi_t^{[k]}$ 为第 k 次迭代时的拍卖价格, δ 为价格的变化步长。

输出: $\{\Delta p_{i,t}^A, \rho_{i,t}^A\}_{i \in I_t}, \Delta p_{i,t}^A$ 为时段 t 拍卖的电能分配结果, $\rho_{i,t}^A$ 为拍卖的费用。

1. 拍卖师公布价格 $\pi_t^{[k]}$, 针对所有 $i \in I_t$, 求解问题 P2, 得到最优解 $\Delta p_{i,t}^{[k]}$, $\Delta p_{i,t}^{[k]}$ 为 i 在时段 t 的最优解, I_t 为时段 t 参与调度的 EV 集合。

2. 如果 $\sum_{i \in I_t} \Delta p_{i,t}^{[k]} < |\Delta e_t|$, 则拍卖结束; 否则, 进入步骤3。

3. For $k = 1, 2, \dots$,

4. If $\sum_{i \in I_t} \Delta p_{i,t}^{[k]} > |\Delta e_t|$, Then

5. 敲定的电能分配量记为 $c_{i,t}^{[k]}$,

$c_{i,t}^{[k]} = \max \left\{ 0, |\Delta e_t| - \sum_{j \neq i, j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[k]} \right\}$, j 为时段 t 内与 i 不同的用户。

6. 相应的费用记为 $\rho_{i,t}^{[k]}$,

$\rho_{i,t}^{[k]} = \pi_t^{[k]} (c_{i,t}^{[k]} - c_{i,t}^{[k-1]})$ 。

7. 拍卖师提高价格 $\pi_t^{[k+1]} = \pi_t^{[k]} + \delta$

8. Else $\sum_{i \in I_t} \Delta p_{i,t}^{[k]} \leq |\Delta e_t|$, Then

9. 令 $K = k$, K 表示停止时迭代次数。

10. 最终的电能分配量为 $\Delta p_{i,t}^A, w_{i,t}$ 为计算的中间变量。

$$\begin{aligned} \Delta p_{i,t}^A &= c_{i,t}^{[K]} \\ &= \Delta p_{i,t}^{[K]} + w_{i,t} \left(|\Delta e_t| - \sum_{j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[K]} \right) \\ w_{i,t} &= \frac{\Delta p_{i,t}^{[K-1]} - \Delta p_{i,t}^{[K]}}{\sum_{j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[K-1]} - \sum_{j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[K]}} \end{aligned}$$

11. 最终的费用: $\rho_{i,t}^A = \sum_{k=1}^K \rho_{i,t}^{[k]}$

12. End If

13. End For

算法1中, I_t 为在时段 t 停靠于充电站的 EV 集合。根据式(12), 当 $k = 1$ 时把拍卖的底价设为 $\pi_t^{[k]} = \lambda_t - \lambda_t^-$, 如果此时供过于求, 即 $\sum_{i \in I_t} \Delta p_{i,t}^{[k]} < |\Delta e_t|$, 则说明调整 g_t 的方式比调整 EV $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I_t}$ 的方式更优, 此时应结束拍卖并选择把 g_t^* 调整为 g_t^{real} , 相应的系统成本为 $\lambda_t g_t^{\text{real}} + \lambda_t^- |\Delta e_t|$, 这对算法1中第1、2行。如果公布底价后供不应求, 则不断地提高价格 $\pi_t^{[k]}$ 直至供过于求或供需平衡, 这对算法1中第3至13行的 For 循环。在第5行中, $c_{i,t}^{[k]}$ 为敲定的电能分配量^[26], 这意味着, 在当前价格下 i 至少能够获得电能 $c_{i,t}^{[k]}$ 。EV 购买电量的费用取决于 $c_{i,t}^{[k]}$, 如第6、11行所示, 其中 $c_{i,t}^{[0]} = 0$ 。第7行中的 δ 为价格的变化步长。如果拍卖中出现供过

于求或供需平衡, 则拍卖停止, 按照第10、11行来计算最终的电能分配和费用。此时, 总成本为 $\lambda_t g_t^* + \sum_{i \in I_t} \rho_{i,t}^A$ 。

算法1中升序拍卖方法的优点在于降低了区域电网的实际成本, 并实现了激励相容, 即保证所有参与拍卖的 EV 都如实地上报电能需求量, 确保了交易信息的可信性。激励相容的定义和证明如下。

定理1(激励相容): 如果算法1中价格增量 δ 足够小, 则可以保证升序拍卖方法具有以下性质: 如果在拍卖中其他电动汽车 $j \in I_t \setminus \{i\}$ 都如实地上报问题 P2 的最优解 $\Delta p_{j,t}^{[k]}$, 那么 i 的最优策略也是如实地上报问题 P2 的最优解 $\Delta p_{i,t}^{[k]}$ 。

证明: 考虑两种情况。情况 a: i 在拍卖中如实地上报 $\Delta p_{i,t}^{[k]}$ 拍卖在第 K_H 次迭代停止, 此时 i 的最终效用为 $u_{i,t}^{[K_H]}$ 。情况 b: i 在拍卖中谎报, 谎报值为 $\bar{\Delta p}_{i,t}^{[k]}, \bar{\Delta p}_{i,t}^{[k]} \neq \Delta p_{i,t}^{[k]}$, 拍卖在第 K_C 次迭代停止, 此时 i 的最终效用为 $\bar{u}_{i,t}^{[K_C]}$ 。这两种情况中, 其他 $j \in I_t \setminus \{i\}$ 都如实地上报 $\Delta p_{j,t}^{[k]}$ 。如果价格增量 δ 足够小, 式(20)中的最后一项约等于0。对于情况 a 和情况 b, 可以认为:

$$c_{i,t}^{[K_H]} = \Delta p_{i,t}^{[K_H]} = |\Delta e_t| - \sum_{j \neq i, j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[K_H]} \quad (19)$$

$$\bar{c}_{i,t}^{[K_C]} = \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_C]} = |\Delta e_t| - \sum_{j \neq i, j \in I_t} \Delta p_{j,t}^{[K_C]} \quad (20)$$

式中: $c_{i,t}^{[K_H]}$ 为在迭代次数为 K_H 时得到的电能分配量; $\bar{c}_{i,t}^{[K_C]}$ 为用户谎报时在迭代次数 K_C 得到的电能分配量; $\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_C]}$ 为用户在迭代次数 K_C 时的谎报值; $\Delta p_{j,t}^{[K_C]}$ 为用户 j 在迭代次数 K_C 时的真实值。

假如 $K_H = K_C$, 根据式(19)–(20)可得 $\bar{c}_{i,t}^{[k]} = c_{i,t}^{[k]}, \forall k = 1, \dots, K_H$, $\bar{c}_{i,t}^{[k]}$ 为用户谎报时在迭代次数 k 得到的电能分配量。因此,

$$\begin{aligned} & \bar{u}_{i,t}^{[K_C]} - u_{i,t}^{[K_H]} \\ &= \left[U_{i,t} \left(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_C]} \right) - \sum_{k=1}^{K_C} \pi_t^{[k]} (\bar{c}_{i,t}^{[k]} - \bar{c}_{i,t}^{[k-1]}) \right] - \\ & \quad \left[U_{i,t} \left(\Delta p_{i,t}^{[K_H]} \right) - \sum_{k=1}^{K_H} \pi_t^{[k]} (c_{i,t}^{[k]} - c_{i,t}^{[k-1]}) \right] \quad (21) \\ &= U_{i,t} \left(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_C]} \right) - U_{i,t} \left(\Delta p_{i,t}^{[K_H]} \right) \\ &= 0 \end{aligned}$$

假如 $K_H < K_C$, 由式(19)–(20)得 $\bar{c}_{i,t}^{[k]} = c_{i,t}^{[k]}$, 且 $\bar{c}_{i,t}^{[k]} \leq \bar{c}_{i,t}^{[k+1]}, \forall k = 1, \dots, K_C - 1$ 。

故有:

$$\begin{aligned}
 & \bar{u}_{i,t}^{[K_c]} - u_{i,t}^{[K_H]} \\
 &= U_{i,t}(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - U_{i,t}(\Delta p_{i,t}^{[K_H]}) - \sum_{k=K_H+1}^{K_c} \pi_t^{[k]} (\bar{c}_{i,t}^{[k]} - \bar{c}_{i,t}^{[k-1]}) \\
 &\leq U_{i,t}(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - U_{i,t}(\Delta p_{i,t}^{[K_H]}) - \pi_t^{[K_H]} \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]} + \pi_t^{[K_H]} \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_H]} \\
 &= u_{i,t}(\pi_t^{[K_H]}, \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - u_{i,t}(\pi_t^{[K_H]}, \Delta p_{i,t}^{[K_H]}) \\
 &\leq 0
 \end{aligned} \tag{22}$$

假如 $K_H > K_c$, 由式(19)——(20)得 $\bar{c}_{i,t}^{[k]} = c_{i,t}^{[k]}$, $\forall k = 1, \dots, K_c$ 且 $c_{i,t}^{[k]} \leq c_{i,t}^{[k+1]}$, $\forall k = 1, \dots, K_H - 1$ 。

故有:

$$\begin{aligned}
 & \bar{u}_{i,t}^{[K_c]} - u_{i,t}^{[K_H]} \\
 &= U_{i,t}(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - U_{i,t}(\Delta p_{i,t}^{[K_H]}) + \sum_{k=K_c+1}^{K_H} \pi_t^{[k]} (c_{i,t}^{[k]} - c_{i,t}^{[k-1]}) \\
 &\leq U_{i,t}(\bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - U_{i,t}(\Delta p_{i,t}^{[K_H]}) - \pi_t^{[K_H]} \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]} + \pi_t^{[K_H]} \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_H]} \\
 &= u_{i,t}(\pi_t^{[K_H]}, \bar{\Delta p}_{i,t}^{[K_c]}) - u_{i,t}(\pi_t^{[K_H]}, \Delta p_{i,t}^{[K_H]}) \\
 &\leq 0
 \end{aligned} \tag{23}$$

可见, 不论 K_H 和 K_c 的关系如何, 都有 $\bar{u}_{i,t}^{[K_c]} \leq u_{i,t}^{[K_H]}$ 。说明只有 i 在如实上报 $\Delta p_{i,t}^{[k]}$ 的时候才能获得最大的效用。

证明完毕。

2.2 降序拍卖方法

在第二阶段的某个时段 t 中, 设区域电网的净用电偏差量为 $\Delta e_t > 0$, 即情况 3。默认优先使用调整 EV 的 $\{p_{i,t}^c, p_{i,t}^d\}_{i \in I}$ 的方式来消除 Δe_t 。此时, 区域电网管理者作为拍卖师, 向 EV 收购电能 Δe_t 。拍卖师是需求方, EV 是供给方。此时 $\Delta p_{i,t}$ 为 i 的电能供给量, 定义 $C_{i,t}(\Delta p_{i,t})$ 为 i 提供电能 $\Delta p_{i,t}$ 的成本函数, 为非减凹函数, 可使用一般的二次函数。把 i 在拍卖中的效用最大化问题记为 P3, P3 的具体形式如下。

$$\max_{\Delta p_{i,t}} \pi_t \Delta p_{i,t} - C_{i,t}(\Delta p_{i,t}) \tag{27}$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \Delta p_{i,t} + p_{i,t}^{d*} \leq P_i^{d, \max}; \text{放电} \tag{28}$$

$$0 \leq \Delta p_{i,t} \leq p_{i,t}^{c*}; \text{充电} \tag{29}$$

$$\Delta p_{i,t} \leq \alpha_i S_{i,t}^{\text{exp}, B} \tag{30}$$

式中: 目标函数为出售电能 $\Delta p_{i,t}$ 的收入减去提供电能 $\Delta p_{i,t}$ 的成本。放电的 EV 使用式(28)和式(30)作为约束, 充电的 EV 使用式(29)——(30)作为约束。

式(28)为放电量上限约束, 式(29)为充电量上限约束, 式(30)为 i 电池期望电量约束, α_i 为一个较小的系数, 有 $0 < \alpha_i < 1$ 。

与问题 P2 类似, 问题 P3 中的价格 π_t 由拍卖师决定。可通过调节价格 π_t 来调节 EV 的电能供给量。拍卖流程大致如下, 首先拍卖师公布价格 π_t 的最大值, 所有在充电站的 EV 根据这个价格求出问题 P3 的最优解 $\Delta p_{i,t}^*$ 。如果供不应求则拍卖结束, 选择调整 g_t 的方式来消除 Δe_t 。如果供过于求则降低价格 π_t , EV 重新求解问题 P3, 然后再判断是否供过于求。当价格降低至某个数值时可达到供需平衡或供不应求, 此时拍卖停止, 计算出电能的分配量和相应费用。降序拍卖的具体流程与算法 1 基本相同, 区别在于以下 4 点: 1) 降序拍卖中初始价格设置为 $\pi_t^{[k]} = \lambda_t + \lambda_t^+$, 依据是式(14)。2) 降序拍卖中的拍卖师是需求方, 需要电能 Δe_t , EV 是供给方, 提供的总电能为 $\sum_{i \in I_t} \Delta p_{i,t}^{[k]}$ 。3) EV 求解的问题是 P3。4) 降序拍卖的价格更新公式为 $\pi_t^{[k+1]} = \pi_t^{[k]} - \delta$ 。降序拍卖同样具有激励相容性质。另外, 由问题 P2 和 P3 的目标函数定义可知, EV 在拍卖中的效用总是大于等于 0, 因此本方法可激励 EV 参与第二阶段的调度。

3 仿真结果

3.1 仿真设置

第一阶段有 24 个时段, 每个时段为 1 h。区域电网中的 EV 数量为 200, EV 参数如下: 充放电效率 $\eta_i^c \in [0.85, 0.95]$, $\eta_i^d \in [0.85, 0.95]$ (表示均匀分布), i 在单时段充放电电量上限分别为 $P_i^{c, \max}$ 和 $P_i^{d, \max}$, 且 $P_i^{c, \max} = P_i^{d, \max} = 10 \text{ kWh}$ 。电池电量上下限分别为 $S_i^{\max} = 100 \text{ kWh}$ 、 $S_i^{\min} = 10 \text{ kWh}$, 到达时电量 $S_i^{\text{ini}} \in [10, 75] \text{ kWh}$, 离开时期望电量 $S_i^{\text{exp}} \in [75, 95] \text{ kWh}$, 到达时段 $t_i^a \sim N(7, 2)$ (表示正态分布), 离开时段 $t_i^d \sim N(18, 3)$ 。购电价格 λ_t 与备用价格 λ_t^+ 从新加坡能源市场公司数据集^[27]获取。可再生能源发电量 R_t 和用电量 L_t 参考文献^[28]。采用 MATLAB 和 YALMIP 来实现文中的优化问题和算法。

3.2 调度结果分析

图 2 展示了所使用的购电价格 λ_t 数据。可以看到, 在时段 $t = 1, 9, 19, 20$ 时价格较高。

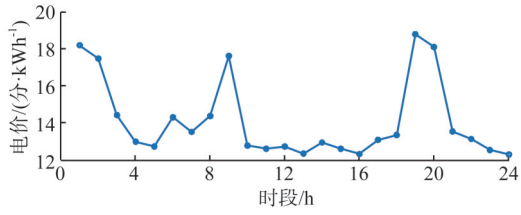
图2 电价数据^[27]Fig. 2 Power price data^[27]

图3是通过求解P1得到的区域电网第一阶段调度结果。

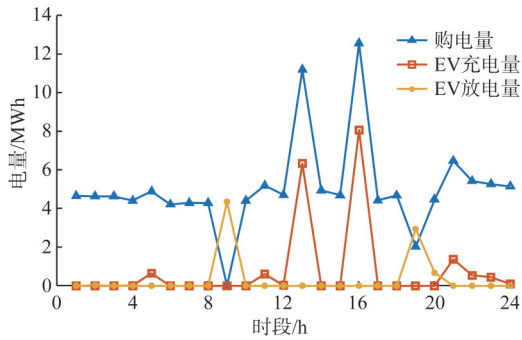


图3 第一阶段中区域电网的购电量和EV充放电量

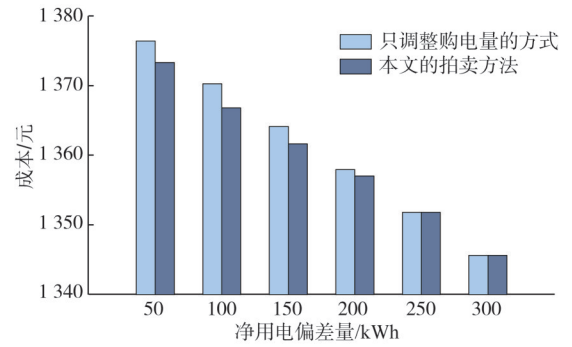
Fig. 3 Regional power grid purchase electricities and EV charge and discharge capacities in the first phase.

首先可以看到, $t = 13, 16$ 时有较高的购电量, 这是由于较高的EV充电量导致, 这两个尖峰刚好对应购电价格较低的两个时段。在时段 $t = 9, 19, 20$ 里EV放电, 这刚好对应购电价格较高的时段。图3中时段 $t = 1$ 里没有EV放电, 这是因为此时充电站内的EV较少且EV刚刚到达, 其电量较少。本文不考虑区域电网卖电给广域电网, 故EV放电量仅用于满足本地用电。第一阶段调度发生在运行日之前, 在运行日当天需要根据每个时段的实际发电和用电测量值进行调度结果的调整。

接下来选择时段 $t = 13$ 来展示第二阶段的结果。在时段 $t = 13$, 电价为 $\lambda_{13} = 12.336$ 分/kWh, 备用价格为 $\lambda_{13}^- = \lambda_{13}^+ = 0.003$ 分/kWh, 第一阶段购电量为 $g_{13}^* = 11205$ kWh。设第二阶段的净用电偏差量为 $\Delta e_{13} < 0$, 对应情况2, 且 $|\Delta e_{13}|$ 在范围 $[50, 300]$ 中取值。在问题P2中, 设效用函数为 $U_{i,t}(\Delta p_{i,t}) = \alpha_{i,t} \Delta p_{i,t} (\Delta p_{i,t} - 2P_i^{c,\max})$, 其中参数为 $\alpha_{i,t} \in [-0.25, -0.05]$ 。如果采用只调整购电量的方式来消除 Δe_{13} , 那么系统成本为 $\lambda_{13} g_{13}^{\text{real}} + \lambda_{13}^- |\Delta e_{13}|$, 其中 $g_{13}^{\text{real}} = g_{13}^* - |\Delta e_{13}|$ 。如果采用本文提

出的拍卖方法, 即算法1, 区域电网成本为 $\lambda_{13} g_{13}^* + \sum_{i \in I_t} \rho_{i,13}^*$ 。

如图4所示, 本文的拍卖方法在 $|\Delta e_{13}| = 50, 100, 150, 200$ 的情况下可以使得区域电网成本更低, 这是因为拍卖初期处于供不应求的状态, EV之间有竞争, 因此拍卖师可以适当提高拍卖价格, 从EV中获得额外收益, 进而降低了区域电网总成本。在 $|\Delta e_{13}| = 250, 300$ 情况下两种方法的成本相等。这是因为在算法1中拍卖师首先公布 π_t 的底价, 并判断是否供过于求, 此时供给量有250 kWh和300 kWh, 大于所有EV的需求量之和, EV之间没有竞争。拍卖师无法从EV中获得额外收益, 故取消拍卖。因此, 在 $|\Delta e_{13}| = 250, 300$ 情况下本文方法同样采用调整购电量的方式。

图4 不同方法下区域电网在时段 $t = 13$ 的成本Fig. 4 Costs of regional power grid for different methods at $t=13$

接下来选择图4中 $|\Delta e_{13}| = 200$ 的情况作为例子来展示拍卖过程中的结果。在拍卖迭代中, 价格的步长为 $\delta = 0.05$, 随着迭代次数增加, 价格 π_t 不断增加, 总体的EV电能需求不断减少, 因此某辆EV的敲定电能 $c_{i,t}$ 逐渐提高, 如图5所示。

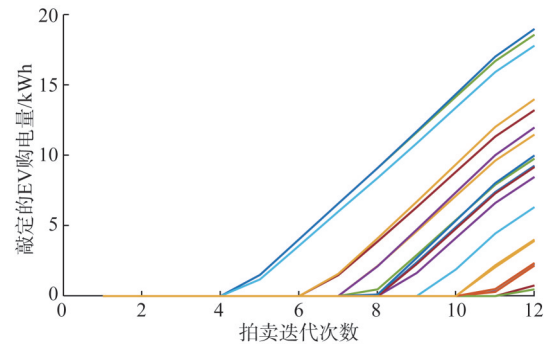


图5 拍卖中敲定的EV购电量

Fig. 5 EV purchase capacities at auction

图 5 中一条曲线代表一辆 EV。在第 12 次迭代时, 拍卖从供过于求变为供不应求, 拍卖停止。价格步长 δ 越小, 拍卖结束得越慢。 δ 越大拍卖结束得越快。但较大的 δ 可能会无法实现激励相容。根据定理 1, 价格步长 δ 要足够小才能实现激励相容。因此, 需要选择合适的 δ 减少迭代次数, 同时满足激励相容。仿真中使用 $\delta = 0.05$, 拍卖只需 12 次迭代, 而且满足激励相容。

最后验证拍卖的激励相容性质。设 $\beta_{i,t}$ 为 i 的谎报系数, 在第 k 次迭代中, 如果拍卖价格为 $\pi_t^{[k]}$, 且 i 的最优解为 $\Delta p_{i,t}^{[k]}$, 则 i 上报的需求量为 $\beta_{i,t} \Delta p_{i,t}^{[k]}$ 。因此 $\beta_{i,t} = 1$ 表示 i 如实地上报需求信息, $\beta_{i,t} \neq 1$ 表示 i 不同程度地谎报需求信息。图 6 中选择 $i = 57$ 和 $i = 181$ 作为例子, 展示在不同谎报系数下 EV 的效用。

可以看到, 只有在 $\beta_{i,t} = 1$ 的情况下, EV 效用才是最高的, 而且谎报程度越大, EV 效用越小。结果表明, 本文的拍卖方法可以保证理性的 EV 如实地上报需求或供给信息, 确保 EV 信息的可信性。

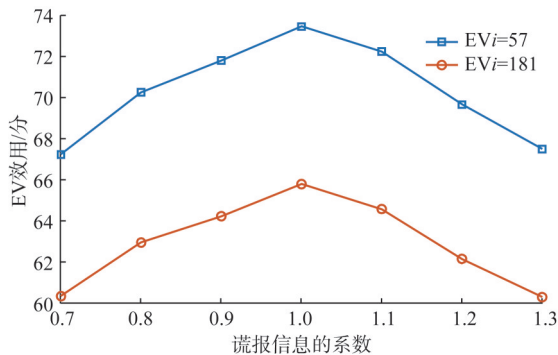


图 6 不同谎报系数下 EV 在拍卖中的效用

Fig. 6 Utility of EVs in auctions under different false reporting factors

4 结语

本文研究了包含 EV 充电站的区域电网优化调度, 提出了基于拍卖的两阶段调度策略。第一阶段, 根据区域电网中可再生能源发电和用电的预测值以及 EV 出行信息和充电需求, 对购电量和 EV 充放电量进行日前调度。第二阶段, 根据发电和用电的实际测量值对日前调度结果进行二次调整。提出了一种用于第二阶段调整的拍卖方法, 并证明了其具有激励相容性质。最后通过仿真验证了所提的两

阶段调度策略的有效性和经济性。

参考文献

- [1] ARIAS Nataly Bañol, HASHEMI Seyedmostafa, ANDERSEN Peter Bach, et al. Distribution system services provided by electric vehicles: recent status, challenges, and future prospects [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(12): 4277 – 4296.
- [2] RIVERA Jose, GOEBEL Christoph, JACOBSEN Hans-arno. Distributed convex optimization for electric vehicle aggregators [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(4): 1852 – 1863.
- [3] 李军, 梁嘉诚, 刘克天, 等. 计及用户响应度的电动汽车充放电优化调度策略[J]. 南方电网技术, 2023, 17(8): 123 – 132. LI Jun, LIANG Jiacheng, LIU Ketian, et al. Optimal scheduling strategy for electric vehicles charging and discharging considering user responsiveness [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(8): 123 – 132.
- [4] YE Zuzhao, GAO Yuanqi, YU Nanpeng. Learning to operate an electric vehicle charging station considering vehicle-grid integration [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(4): 3038 – 3048.
- [5] 喻磊, 谈竹奎, 王扬, 等. 基于深度强化学习的电动汽车有序充电优化方法[J]. 南方电网技术, 2024, 18(12): 148 – 155. YU Lei, TAN Zhukui, WANG Yang, et al. Deep reinforcement learning based optimization method for ordered charging of electric vehicle [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(12): 148 – 155.
- [6] SHURRAB Mohammed, SINGH Shakti, OTROK Hadi, et al. An efficient vehicle-to-vehicle (V2V) energy sharing framework [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(7): 5315 – 5328.
- [7] LI Yang, HAN Meng, YANG Zhen, et al. Coordinating flexible demand response and renewable uncertainties for scheduling of community integrated energy system with an electric vehicle charging station: a bi-level approach [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2321 – 2331.
- [8] 阳洋, 李奇, 蒲雨辰, 等. 考虑电动汽车充电方式的热-电-氢耦合孤岛综合能源系统优化配置[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 3869 – 3880. YANG Yang, LI Qi, PU Yuchen, et al. Optimal configuration of CHHP island IES considering different charging modes of electric vehicles [J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 3869 – 3880.
- [9] 吕志鹏, 宋振浩, 李立生, 等. 含电动汽车的工业园区综合能源系统优化调度[J]. 中国电力, 2024, 57(4): 25 – 31. LÜ Zhipeng, SONG Zhenhao, LI Lisheng, et al. Optimization scheduling of integrated energy system scheduling in industrial park containing electric vehicles [J]. Electric Power, 2024, 57(4): 25 – 31.
- [10] SANER Can Berk, TRIVEDI Anupam, SRINIVASAN Dipti. A cooperative hierarchical multi-agent system for EV charging scheduling in presence of multiple charging stations [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(3): 2218 – 2233.
- [11] ZHOU Xu, ZOU Suli, WANG Peng, et al. ADMM-based coordination of electric vehicles in constrained distribution networks considering fast charging and degradation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22

- (1): 565 – 578.
- [12] 吴忠强, 张长兴. 考虑配电网负荷的电动汽车分布式充电控制[J]. 汽车工程, 2023, 45(4): 598 – 608.
- WU Zhongqiang, ZHANG Changxing. Distributed charging control of electric vehicles considering distribution grid load [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(4): 598 – 608.
- [13] ZHONG Weifeng, XIE Kan, LIU Yi, et al. Topology-aware vehicle-to-grid energy trading for active distribution systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 2137 – 2147.
- [14] HU Jindi, YE Chengjin, DING Yi, et al. A distributed MPC to exploit reactive power V2G for real-time voltage regulation in distribution networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 576 – 588.
- [15] KAUR Kuljeet, KUMAR Neeraj, SINGH Mukesh. Coordinated power control of electric vehicles for grid frequency support: MILP-based hierarchical control design [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 3364 – 3373.
- [16] LIU Hui, HUANG Kai, WANG Ni, et al. Optimal dispatch for participation of electric vehicles in frequency regulation based on area control error and area regulation requirement [J]. Applied Energy, 2019, 240 (4): 46 – 55.
- [17] LIU Xiaochuan, ZHAO Tianyang, YAO Shuhan, et al. Distributed operation management of battery swapping-charging systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5320 – 5333.
- [18] LIU Xiaochuan, SOH Cheong Boon, YAO Shuhan, et al. Operation management of multiregion battery swapping – charging networks for electrified public transportation systems [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2020, 6(3): 1013 – 1025.
- [19] FAZELI Seyed Sajjad, VENKATACHALAM Saravanan, CHINNAM Ratna Babu, et al. Two-stage stochastic choice modeling approach for electric vehicle charging station network design in urban communities [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(5): 3038 – 3053.
- [20] LU Xi, XIA Shiwei, GU Wei, et al. Two-stage robust distribution system operation by coordinating electric vehicle aggregator charging and load curtailments [J]. Energy, 2021, 226(6): 1 – 15.
- [21] LIU Zhaoxi, WU Qiuwei, MA Kang, et al. Two-stage optimal scheduling of electric vehicle charging based on transactive control [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2948 – 2958.
- [22] TAO Yuechuan, QIU Jing, LAI Shuying, et al. Data-driven on-demand energy supplement planning for electric vehicles considering multi-charging/ swapping services [J]. Applied Energy, 2022, 311(4): 1 – 17.
- [23] ZHONG Xiaoqing, ZHONG Weifeng, LIU Yi, et al. Optimal energy management for multi-energy multi-microgrid networks considering carbon emission limitations [J]. Energy, 2022, 246 (123428): 1 – 13.
- [24] 肖丽, 谢尧平, 胡华锋, 等. 基于V2G的电动汽车充放电双层优化调度策略 [J]. 高压电器, 2022, 58(5): 164 – 171.
- XIAO Li, XIE Yaoping, HU Huafeng, et al. Two-level optimization scheduling strategy for EV's charging and discharging based on V2G [J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 164 – 171.
- [25] 彭超逸, 刘映尚, 周华锋, 等. 基于云边融合的电力生态运行: 理论框架 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9): 3204 – 3214.
- PENG Chaoyu, LIU Yingshang, ZHOU Huafeng, et al. Power ecosystem operation based on cloud –edge collaboration: theoretical framework [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (9): 3204 – 3214.
- [26] AUSUBEL Lawrence M. An efficient ascending-bid auction for multiple objects [J]. American Economic Review, 2004, 94 (5): 1452 – 1475.
- [27] 新加坡能源市场管理局. Energy market company [EB/OL]. (2023 – 04 – 01) [2023 – 05 – 20]. <https://www.emcsg.com/marketdata/priceinformation#priceDataView>.
- [28] ZHONG Weifeng, XIE Kan, LIU Yi, et al. Chance constrained scheduling and pricing for multi-service battery energy storage [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12 (6): 5030 – 5042.

收稿日期: 2023-07-23; 网络首发日期: 2024-05-22

作者简介:

张仕鹏 (1974), 男, 通信作者, 高级工程师(教授级), 硕士, 从事电力系统调度自动化、电力监控系统网络安全等咨询设计工作, zhangshipeng@gedi.com.cn;

彭超逸 (1990), 男, 高级工程师, 博士, 研究方向为电力系统运行与控制、运筹学, pengcy@csg.cn;

黄楚鸿 (1986), 男, 高级工程师, 硕士, 从事调度自动化系统咨询设计工作, hch196@163.com。