

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

舒征宇¹, 刘文灿¹, 李黄强², 王灿¹, 姚钦²

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002;

2. 国网湖北省电力有限公司宜昌供电公司, 湖北 宜昌 443000)

摘要:随着电动汽车的迅速发展,其在用电高峰期的充电需求给配电网带来了巨大的供电压力。现有研究中,虽然对电动汽车进行有序充放电调度能够有效缓解配电网的供电压力,但大多数电动汽车充电站代理商并未考虑不同电动汽车用户之间的需求差异性,无差别对待电动汽车的充放电调度,只会徒增电网侧的供电压力。为解决此类问题,文中首先在合作博弈的框架下,考虑电动汽车代理商与电动汽车用户之间的博弈关系,提出电价指导用户充电选择的电动汽车充电调度优化方法,并搭建电动汽车的动态分时优化充放电仿真模型。然后,在求解过程中,利用改进的果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, FOA)对电动汽车充电时段进行规划。最后,通过算例仿真分析验证该策略的可行性与经济性。与现有的固定电价策略相比,所提策略不仅可以有效减小电网负荷的峰谷差,避免负荷“新高峰”,而且可以提高代理商和电动汽车用户的收益。

关键词:充电选择;有序充放电;改进的果蝇优化算法(FOA);动态分时电价;合作博弈收益;削峰填谷

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2025)03-0179-09

0 引言

电动汽车(electric vehicle, EV)的大规模应用是缓解能源危机和环境压力的重要途径。然而, EV 不协调充电会增大电力系统负荷的峰谷差,影响电网的安全稳定。并网的 EV 可以通过车-网互动(vehicle to grid, V2G)模式成为“发电机”,在系统负荷高峰时段放电来缓解电网供电压力^[1-3]。在 EV 有序充放电调度中,不仅要考虑用户的意愿,还要满足 EV 的充电需求,因此需要建立合理的调度策略。

多数充电代理商通过充电价格引导 EV 进行充放电。就目前采用分时电价的策略而言^[4],大部分 EV 用户为了更优的经济性会选择在电价低谷时充电,这对降低负荷高峰起积极作用,但过量的用户在电价低谷充电会产生新的负荷高峰^[5],因此优化传统的分时电价充放电策略至关重要。系统运营商的动态定价政策不仅可以引导行驶的 EV 选择充电站,还能引导接入电网的 EV 选择充电方式。充电代理商通过制定动态分时电价可以更加灵活地安排 EV 充放电策略,缓解配电网在用电高峰期的供电压力^[6]。

目前,基于博弈论对 EV 进行充放电优化调度的相关研究不断涌现,例如配电网运营商和 EV 充电代理商通过电价引导 EV 有序充放电的非合作博

弈模型^[7]、微电网运营商基于分时电价引导 EV 参与调度的主从博弈模型^[8-9]等。

上述研究中,充电代理商和 EV 用户之间多数是基于传统的主从博弈模型,忽略了实际环境的复杂性和信息差,当大量 EV 并网时,充电代理商无法迅速对 EV 进行分类以及充放电决策。对比分析 EV 用户在不同情景下采取不同决策的收益以获得稳定的策略,该方法已被广泛用于电力工业的多区域能源共享^[10]和电力市场竞价交易^[11]等场景。

计及多决策主体参与的 EV 集群充放电互动博弈问题,文中提出一种考虑电价和用户选择的 EV 充电调度优化策略。该策略综合了集中控制和分散控制的优点,首先将 EV 充电代理商作为协调多方利益的中间环节^[12-16],将 EV 用户在接入充电桩时的电价和接入充电桩的时段作为变量^[17-19];其次,在合作博弈的框架下,利用改进的果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, FOA)^[20],求解以 EV 充电代理商和 EV 用户二者收益最优为目标的 EV 有序充放电模型;最后,利用等边际分配原则(marginal distribution principle, MDP)对整个收益进行合理分配。此外, EV 的充放电优先级基于可调度时间安排,同时引入充放电切换次数作为校正量,以保证 EV 接受调度时的连续性。

1 计及 EV 荷电状态的有序充放电控制模式

一般来说, EV 的充电选择和有序充放电策略的优化是分开进行的。通过 EV 用户接入充电桩时

的充电选择将其充电方式分为不协调充电和集中控制有序充放电两种模式^[21],再通过如下阶段对EV的充放电进行优化。

(1) 第一阶段,建立基于EV充电信息和分时电价的用户充电选择模型,根据用户接入充电时选择的充电模式向代理商提供停车时间和充电需求,EV充电代理商根据电网侧的基础负荷、常规分时电价以及各时间段内EV的并网情况,优化求解各时段的交易电价^[22]。

(2) 第二阶段,将第一阶段中EV的充电选择作为不同时间EV充电负荷预测模型的参数,用于指导EV充电代理商的购电计划。

(3) 第三阶段,EV充电代理商根据上述两阶段优化后的分时电价以及预测的EV充电负荷,配合电网对EV进行综合充放电调度。

在EV并网的有序调度中,对充放电优先级进行分类是一种有效的方法^[23]。目前,已有文献详细阐述了EV参与电网调度时的充放电优先级。影响EV充放电优先级的因素包括电池荷电状态(state of charge, SOC)和停车时间。在大量EV并网的峰时段,当车辆的SOC较好、停车时间较长时,EV充电代理商优先安排EV对电网进行放电,缓解电网侧的供电压力,然后在谷时段安排EV进行充电;相反,当EV的SOC较低或者停车时间短时,EV充电代理商基于优先级直接安排EV进行充电。

考虑到EV用户接入和离开充电桩的时间具有很强的随机性,同时为保护用户的隐私性^[24],文中引用文献[12]中的EV分群方法。在EV用户接入充电桩准备充电时,由EV充电代理商提供 A_1 、 A_2 两种充电模式,EV用户可根据自身车辆的SOC进行选择。 A_1 充电模式:EV接入电网后开始充电,直到充满电或离开电网。 A_2 充电模式:通过集中控制,有序安排EV充放电。

基于电池SOC和停车时间两个因素,EV的可调度时间可表示为:

$$T_{i,S} = T_{i,P} - T_{i,c} \quad (1)$$

$$T_{i,c} = \frac{E_{i,bat} - E_{i,0}}{P_{i,c}\eta} \times 4 \quad (2)$$

$$T_{i,P} = t_{out} - t_{in} \quad (3)$$

式中: $T_{i,S}$ 为第*i*辆EV的可调度时间, $T_{i,S}$ 的大小反映了EV充电的紧迫性,其值越小,第*i*辆EV充电优先级越高; $T_{i,P}$ 为第*i*辆EV的停车时间; $T_{i,c}$ 为第*i*辆EV充满电的时间; $E_{i,bat}$ 为第*i*辆EV的电池容量; $E_{i,0}$ 为第*i*辆EV的电池初始容量; $P_{i,c}$ 为第*i*辆

EV的充电功率; η 为充电效率; t_{out} 为EV离开电网的时间; t_{in} 为EV接入电网的时间。

2 有序充放电的EV负荷预测

2.1 影响EV充放电的控制参数

EV充电代理商制定EV配合电网侧有序充放电策略时,首先要对不同时段内EV的充电需求进行预测。文中将EV的充电功率视为恒定,不考虑快充和慢充。为保证调度过程中EV充放电过程的连续性,将EV的状态切换次数作为调度优先级的影响因素。

$$\begin{cases} X_i = -T_{i,S} & P_{i,A2} < 0 \\ Z_i = T_{i,S} - aN_i & P_{i,A2} > 0; T_{i,S} > 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: X_i 为第*i*辆EV的充电优先级,其值越小,第*i*辆EV的可调度时间越短,充电优先级越高; Z_i 为第*i*辆EV的放电优先级,与第*i*辆EV的状态切换时间 N_i 以及 $T_{i,S}$ 有关,其值越大,第*i*辆EV的放电优先级越高; $P_{i,A2}$ 为 A_2 充电模式下EV的充电功率; a 为状态响应系数。

在两种充电模式中, A_1 充电模式下的EV充电优先级始终高于 A_2 充电模式。

2.2 EV并网、离网时间分布

充电站按位置可分为住宅充电站、工作场所充电站和公共充电站。对于住宅和工作场所,EV并网和离网时间的随机分布存在显著差异。将EV用户的行程结束时间视为EV接入电网的时间,行程开始时间视为EV离开电网的时间。

根据近两年的中国新能源汽车大数据年度报告,为实现EV用户的不同行为,可以根据高斯分布生成用户到达时间集中在10:00前后2.5 h内(即 $\mu_s=10$ 、 $\sigma_s=2.5$)和用户离开时间集中在18:00前后3 h内(即 $\mu_e=18$ 、 $\sigma_e=3$)的EV到达和离开序列,其概率密度函数分别为:

$$f_s(t_{in}) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{(t_{in} + 24 - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right) & 0 < t_{in} \leq \mu_s - 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{(t_{in} - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right) & \mu_s - 12 < t_{in} \leq 24 \end{cases} \quad (5)$$

$$f_e(t_{out}) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left(-\frac{(t_{out} - \mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right) & 0 < t_{out} \leq \mu_e - 12 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e} \exp\left(-\frac{(t_{out} - 24 - \mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right) & \mu_e - 12 < t_{out} \leq 24 \end{cases} \quad (6)$$

2.3 EV 充电负荷预测

EV 充电代理商提供 A_1 、 A_2 两种充电模式, EV 用户选择两种充电方式的概率如下:

$$H_{i,A1} + H_{i,A2} = 1 \quad (7)$$

式中: $H_{i,A1}$ 为第 i 辆 EV 选择 A_1 充电模式的概率; $H_{i,A2}$ 为第 i 辆 EV 选择 A_2 充电模式的概率。

影响用户充电选择的因素包括电价、EV 的 SOC 以及车辆的停放时间。EV 并网时, 用户的充电预期与 SOC 呈负相关, 而车辆的停放时间与车辆离开时电量能否充满和用车需求有关。EV 用户更倾向于选择充电成本较低的充电方式, 这会导致用户不考虑停靠时间而直接选择 A_2 充电模式。基于上述因素, 可通过建立收费选择函数 $S_{i,t,A2}$ 规范用户的充电选择^[25]:

$$S_{i,t,A2} = \begin{cases} 0 & T_{i,P} < T_{i,c} \\ 1 - \frac{1 - S_{i,t}}{(T_{i,P} - T_{i,c})P_{i,c}\eta/E_{i,bat}} + \omega(C_t^{c,A1} - C_t^{c,A2}) & T_{i,P} \geq T_{i,c} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $S_{i,t}$ 为第 i 辆 EV 在 t 时段的 SOC 值; ω 为电价响应权值; $C_t^{c,A1}$ 为 A_1 充电模式在 t 时段的充电价格; $C_t^{c,A2}$ 为 A_2 充电模式在 t 时段的充电价格。考虑到 EV 车主提供虚假信息的可能性以及 EV 充电的紧迫性, 对于 $T_{i,P} < T_{i,c}$ 的 EV, A_2 充电模式不可供其选择。

根据式(7)和式(8), 负荷预测函数可表示为:

$$P_t^{f,load} = \sum_{i=1}^{N_1} P_{i,c} + \sum_{i=1}^{N_2} (P_{i,c} - P_{i,dc}) \quad (9)$$

式中: $P_t^{f,load}$ 为 t 时段充电功率的预测负荷; N_1 为选择 A_1 充电模式的 EV 用户数量; N_2 为选择 A_2 充电模式的 EV 用户数量; $P_{i,dc}$ 为选择 A_2 充电模式的第 i 辆 EV 的放电功率。

考虑到实际 EV 充电数据与预测数据存在偏差, 引入随机误差系数对预测数据进行处理:

$$D_a = D_p + ED_p \quad (10)$$

式中: D_a 为 EV 的实际数据; D_p 为预测数据; E 为随机误差百分比, 取值范围为 0~20%。

3 计及 EV 参与的电网协调调度模型

3.1 EV 参与电网调度的运行模式

作为连接电网和 EV 用户的桥梁, EV 充电代理商可以通过和用户签订双边充放电协议来获得车辆的调度控制权。

在大量 EV 并网充电的高峰期, 且充电桩充足的条件下, EV 充电代理商优先安排选择 A_1 充电模

式的 EV 用户进行充电; 对于选择 A_2 充电模式的 EV 用户, 首先通过合理制定放电价激励其为电网分担一部分供电压力, 然后在电网负荷谷期对其进行充电, 满足用户的充电需求, 以此配合电网调度, 达到削峰填谷的效果。相应地, EV 用户在配合电网调度时, 可以在不耽搁自身行程的条件下, 降低充电成本, 获得收益。

EV 充电代理商和 EV 用户之间存在各自追逐自身收益最大化的情况, 因此需要考虑 EV 充电代理商与 EV 用户之间相互竞争博弈的情况, 在平衡两者收益的条件下, 达到更好的削峰填谷效果。

3.2 非合作条件下的博弈模型

首先, 构建非合作关系下 EV 充电代理商和用户的数学模型, 分别以各自的收益最优为目标函数, 如式(11)、式(12)所示。

$$\max F_1 = \sum_{t=1}^T \left[\sum_{i=1}^{N_1} P_{t,i}^{c,A1} C_t^{c,A1} + \sum_{i=1}^{N_2} P_{t,i}^{c,A2} C_t^{c,A2} + C_{t,sell} P_{t,sell} - C_{t,buy} P_t^{f,load} - \lambda C_{t,buy} (P_t^{load} - P_t^{f,load}) \right] \quad (11)$$

$$\max F_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_2} (C_{t,sell} P_{i,dc} - P_{t,i}^{c,A2} C_t^{c,A2}) \quad (12)$$

式中: F_1 、 F_2 分别为非合作博弈条件下 EV 充电代理商和用户的收益; T 为整个优化周期; $P_{t,i}^{c,A1}$ 、 $P_{t,i}^{c,A2}$ 分别为 t 时段 A_1 和 A_2 充电模式下第 i 辆 EV 的充电功率; $C_{t,sell}$ 为充电站在 t 时段向电网出售电力的价格; $P_{t,sell}$ 为充电站在 t 时段传输到电网的功率; $C_{t,buy}$ 为充电站在 t 时段购买电力的价格; λ 为调整系数; P_t^{load} 为 t 时段的充电功率, 以 A_2 充电模式的充电价格为优化变量。

3.3 合作条件下的博弈模型

当 EV 充电代理商和 EV 用户处于非合作博弈状态时, 双方为追求更多收益, 可能导致对方利益受损, 从而使整体收益无法达到最优^[26]。因此, EV 充电代理商和 EV 用户可以通过最优的合作方式形成利益共同体。在联盟整体收益最大化的条件下, 合理分配各个参与者的利益, 从而实现各个参与者的收益最大化。联盟的收益 Q 要大于 EV 充电代理商和 EV 用户为非合作关系时的收益。

在合作博弈条件下最大化 EV 充电代理商和 EV 用户总收益的目标函数如下:

$$\begin{aligned} \max Q &= y(F'_1 + F'_2) \quad (13) \\ \max F'_1 &= \sum_{t=1}^T \left[\sum_{i=1}^{N_1} P_{t,i}^{c,A1} C_t^{c,A1} + \sum_{i=1}^{N_2} P_{t,i}^{c,A2} C_t^{c,A2} + C_{t,sell} P_{t,sell} - C_{t,buy} P_t^{f,load} - \lambda C_{t,sell} (P_t^{load} - P_t^{f,load}) \right] \quad (14) \end{aligned}$$

$$\max F'_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_2} (C_{t,\text{sell}} P_{i,\text{dc}} - P_{t,i}^{c,A_2} C_t^{c,A_2}) \quad (15)$$

式中: y 为决策变量; F'_1 、 F'_2 分别为在合作博弈条件下 EV 充电代理商和 EV 用户的收益。

3.4 约束条件

应满足的约束条件概述如下。

(1) 在电价优化过程中, 需要设置动态电价的上下限, 如式(16)所示。

$$C_{\min} < C_t^{c,A_2} < C_{\max} \quad (16)$$

式中: $C_{\min}$ 为 A_2 充电模式在 t 时段的充电价格下限; $C_{\max}$ 为 A_2 充电模式在 t 时段的充电价格上限。

(2) 为保证参与有序充放电的用户利益, EV 用户的充电成本约束如式(17)所示。

$$R_{A_2} \leq R_{A_1} \quad (17)$$

式中: R_{A_1} 、 R_{A_2} 分别为 A_1 和 A_2 充电模式下 EV 用户的充电成本。

(3) 通常, 为保护 EV 电池, 在调度过程中不允许过度充放电, 电池 SOC 约束如式(18)所示。

$$\begin{cases} S_{\min} \leq S_{i,t} \leq S_{\max} \\ S_{i,t} = S_{i,t-1} + \frac{\eta P_{i,c} - P_{i,\text{dc}}}{4E_{\text{mat}}} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $S_{\min}$ 为电池 SOC 最小值; $S_{\max}$ 为电池 SOC 最大值; E_{mat} 为 EV 电池容量的最大值。

(4) 由于参与有序调度的 EV 在某一时刻只能有充电、放电或静音一种状态, 因此, 将 EV 的状态约束设为:

$$T_{t,i}^{A_2} = \begin{cases} 1 & T_{t,i}^{A_2} \neq 0 \cup T_{t,i}^{A_2} \neq -1 \\ 0 & T_{t,i}^{A_2} \neq 1 \cup T_{t,i}^{A_2} \neq -1 \\ -1 & T_{t,i}^{A_2} \neq 1 \cup T_{t,i}^{A_2} \neq 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: $T_{t,i}^{A_2}$ 为 t 时段第 i 辆 EV 的状态, 在 A_2 充电模式下, 值为 1 代表充电状态, 0 代表静音状态, -1 代表放电状态。

(5) 实时充电电价更新过于频繁不利于用户响应, 而电价更新周期过长也不利于降低峰谷差。使用优化后的收费价格更新周期约束, 如式(20)所示。

$$T_{\min} \leq T_{\text{ht}} \leq T_{\max} \quad (20)$$

式中: T_{ht} 为价格更新时间; $T_{\max}$ 为价格更新周期上限; $T_{\min}$ 为价格更新周期下限。

(6) 电网的负荷峰谷差约束可以表示为:

$$L_{\max} - L_{\min} < \Delta L \quad (21)$$

式中: ΔL 为基础负荷的峰谷差; $L_{\max}$ 为基础负荷和 EV 充电负荷的最大值; $L_{\min}$ 为基础负荷和 EV 充电负荷的最小值。

3.5 合作联盟收益分配

EV 充电代理商和 EV 用户二者的收益必须得

到合理分配才能促进双方长久持续的合作, 更好地配合电网调度, 减轻电网供电压力。文献[27]分析了优化后的 MDP, 如式(22)所示。

$$D(n) = \frac{1}{z-1} \times \frac{\sum_{m \in \{Z \setminus n\}} x(m) - v(Z \setminus n)}{x(n) - v(n)} \quad (22)$$

式中: $D(n)$ 为参与者 n 的 MDP 指标; z 为参与者数量; Z 为参与者集合; $\{Z \setminus n\}$ 为其他参与者集合; $x(m)$ 为其他参与者 m 在合作模式下的收益; $v(Z \setminus n)$ 为非合作模式下其他参与者的总收益; $x(n)$ 、 $v(n)$ 分别为参与者 n 在合作模式和非合作模式下的收益。

由式(22)可知, $D(n)$ 可以更直观地定量描述合作对每一个参与者的吸引力。由于等 MDP 表示分配策略对每个参与者吸引力相等, 合作的稳定性得到保证。将等 MDP 用于 EV 充电代理商和 EV 用户收益分配, 可以得到分配式(23), 具体如式(24)所示。

$$D(F_1) = D(F_2) \quad (23)$$

$$x(F_1) - v(F_1) = x(F_2) - v(F_2) \quad (24)$$

$$x(F_1) + x(F_2) = Q \quad (25)$$

式中: $D(F_1)$ 、 $D(F_2)$ 分别为 EV 充电代理商和 EV 用户的 MDP 指标; $x(F_1)$ 、 $x(F_2)$ 分别为 EV 充电代理商和 EV 用户在合作模式下的收益; EV 充电代理商和 EV 用户在非合作模式下的收益 $v(F_1)$ 、 $v(F_2)$ 由式(11)与式(12)得出。根据式(24)与式(25)能够得出博弈下各个部分的收益。

4 模型求解

考虑到实时调度中的快速响应问题, 文中采用改进的自适应步长果蝇优化算法(improved adaptive step-size fruit fly optimization algorithm, IAS-FOA)。FOA 是一种仿生元启发式智能优化算法。IAS-FOA 将位置信息 Y_i 作为味道浓度决策值 W_i , W_i 可以在全局搜索范围内随机初始化^[28-29]。与传统的 FOA 和全局粒子群算法相比, IAS-FOA 有更好的寻优精度且有效性和鲁棒性更优, 可以满足制定合理电价引导 EV 用户配合电网侧充放电调度的需求。IAS-FOA 中的搜索步长是动态校正步长, 会随着迭代次数的变化而改变。文献[21]中已经对 IAS-FOA 进行了详细的实验分析, 因此文中不再详细介绍其基本原理和方程。

除了最大迭代次数 M 、果蝇种群大小和搜索范围($C_{\min}$, $C_{\max}$)外, 初始化数据中还有最大步长 $G_{\max}$ 。将充电价格随机初始化为果蝇在搜索范围内

的个体位置, 并将 Y_i 作为味道浓度决策值:

$$W_i = Y_i = \text{rand}(C_{\min}, C_{\max}) \quad (26)$$

式中: $\text{rand}(\cdot)$ 为初始化果蝇个体的位置。

每次迭代后更新果蝇的位置:

$$Y_{i,t+1} = Y_{i,t} + G \times \text{rand}(C_{\min}, C_{\max}) \quad (27)$$

$$G = G_{\max} e^{-\beta(g-1)^2/M^2} \quad (28)$$

式中: $Y_{i,t}$ 为第 i 辆 EV 在 t 时段的位置信息; g 为当前迭代次数; G 为步长; β 为步长调整系数。自适应步长计算公式使得搜索步长随着迭代次数的增加而减小。IAS-FOA 具有较强的初始阶段全局优化能力, 能够有效降低陷入局部优化的概率。随着迭代次数的增加, 搜索步长呈指数级减小, 算法的局部寻优能力提高, 如图 1 所示。

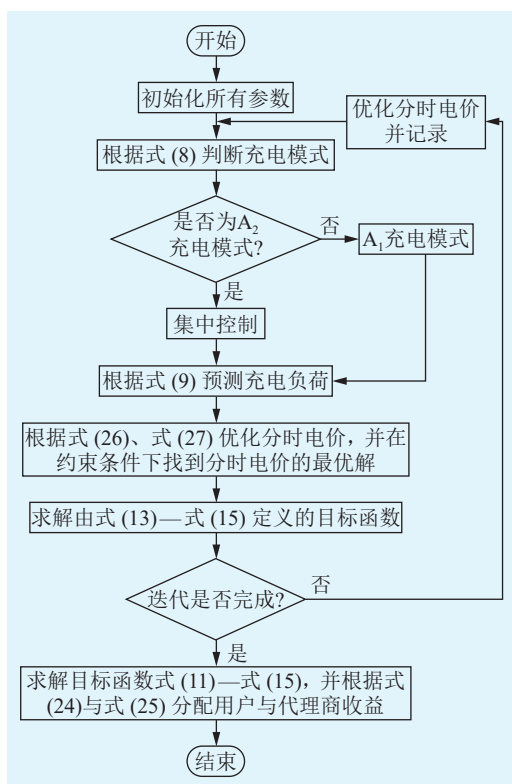


图 1 算法流程

Fig.1 Algorithm flow chart

步骤 1: 初始化输入参数, 如 EV 到达和离开时间、 A_2 充电模式下的分时电价等控制变量。

步骤 2: EV 充电模式选择, 通过优化分时电价指导选择。在算法中, 分时电价由式 (26) 和式 (27) 更新, 并受式 (16) 和式 (17) 约束。

步骤 3: 对不同充电方式的 EV 进行分类充电管理。对于 A_2 充电模式的 EV, 其受式 (16)~式 (19) 约束。

步骤 4: 通过 EV 充电选择, 由式 (9) 得到 EV 充电负荷预测数据。

步骤 5: 输出分时电价初始维数为 96×100 (周期数为 100), 根据式 (20) 采用简化算法求解并调整维数得到分时电价的最优解。

步骤 6: 根据各时段的电价求解目标函数式 (11)~式 (15), 并根据式 (24)、式 (25) 分配 EV 用户与 EV 充电代理商收益。

5 仿真分析

5.1 场景参数设置

基本负荷参数参考文献 [30] 中的数据。设置参与的 EV 数量为 100, 最大迭代次数为 100, 最大步长 $G_{\max}$ 为 0.5。优化模型中, $\omega = 0.2$ 、 $a = 0.5$ 、 $\lambda = 0.8$ (当 $P_t^{\text{load}} - P_t^{\text{f,load}} < 0$ 时)、 $\beta = 1.8$ 。分时电价 C_t^{AI} 和代理商购电主体电价 C^{B} 如表 1 所示 [12]。

表 1 分时电价参数设置

Table 1 Time-of-use electricity price parameter setting 单位: 元/(kW·h)

时段	C^{B}	C_t^{AI}
00:00—08:00	0.365	0.4
08:00—12:00	0.869	2.0
12:00—15:00	0.687	1.2
15:00—17:00	0.687	2.0
17:00—21:00	0.869	2.0
21:00—24:00	0.687	1.2

EV 的 t_{in} 和 t_{out} 由相应的概率密度函数通过蒙特卡洛采样得到, EV 的其他参数如表 2 所示。

表 2 EV 参数设置

Table 2 EV parameter setting

参数	仿真数值
EV 数量	100
电池容量/(kW·h)	35
充放电功率(恒功率)/kW	7
EV 的充放电效率/%	90
EV 开始充电时的电池 SOC	随机分布于 0.2~0.5

5.2 仿真结果及分析

设置调度周期为 12:00—次日 12:00, 优化周期为 24 h, 平均分为 96 个时段。为验证策略有效性, 文中加入 EV 不同的充放电策略进行对比验证。

情景 1: 采用文中的充放电策略, 在合作博弈条件下运用 IAS-FOA 求解出优化后的分时电价, 最大化 EV 充电代理商和 EV 用户的收益。

情景 2: 在合作博弈条件下最大化 EV 充电代理商和 EV 用户的收益, 采用表 1 所示的固定分时电价。

情景 3: 采用非合作博弈的策略, 以 EV 充电代理商的收益最大为目标, 采用表 1 所示的固定分时电价。

EV 在进行无序充电时, 不需要经过代理商。配电网的售电价固定为 0.88 元/(kW·h)。3 种情景的负荷曲线分别如图 2—图 4 所示。

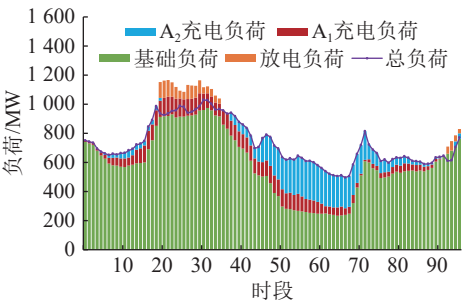


图 2 情景 1 的负荷曲线
Fig.2 Load curve for scenario 1

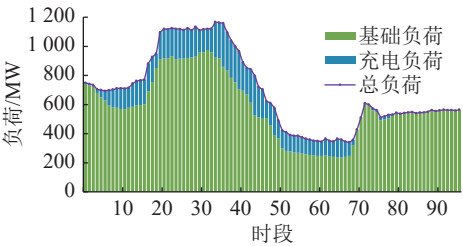


图 3 情景 2 的负荷曲线
Fig.3 Load curve for scenario 2

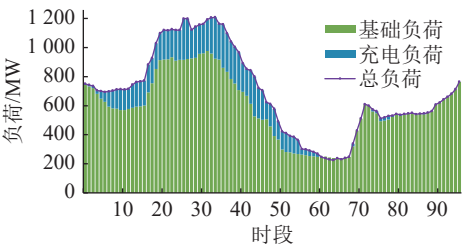


图 4 情景 3 的负荷曲线
Fig.4 Load curve for scenario 3

在情景 1 中, 基本负荷高峰期(时段 1—时段 3、时段 22—时段 32、时段 93—时段 96)只安排 A₁ 充电模式的 EV 充电, 按照放电优先级安排 A₂ 充电模式的 EV 放电, 避免了用电高峰期充电负荷过大, 维护了系统的安全运行; 在基本负荷谷期(时段 52—时段 68), 按照充电优先级安排 A₂ 充电模式的 EV 充电。与其他情景相比, 情景 1 中优化后的充电负荷波动幅度减小, 负荷峰谷比减小。参与响应的 EV 充放电采用集中控制调度, 负荷峰谷差减小 45.87%, 所有调度的 EV 最大放电功率可达 69.3 kW, 多时段充电负荷波动率小于 5%。整个优化过程中, 在特定的时间段内对 EV 进行集中充放电, 不会出现短时间内 EV 频繁切换充放电状态的

情况。图 5 为优化前后的分时电价。在大量 EV 并网时段(时段 24—时段 36), 优化后的电价明显低于传统分时电价, 有利于引导用户选择充电方式。在基本负荷谷期(时段 50—时段 74), 安排 EV 进行充电, 优化后的电价高于传统分时电价, 实现了充电负荷转移, 同时提高了 EV 充电代理商的营业收入。

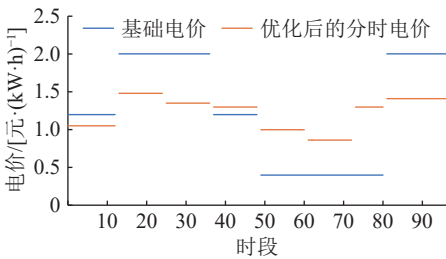


图 5 优化前后的电价
Fig.5 The electricity prices before and after optimization

从图 3 可以看出, 情景 2 也能达到不错的削峰填谷效果, 但在时段 86—时段 96 和时段 0—时段 24 内传统的分时电价变化较大, 大量的 EV 流动, 导致总负荷曲线的波动较为明显。尤其是在时段 16—时段 24, 电价较低, 吸引了大量 EV 用户选择该时间段接入充电, 形成一个新的负荷高峰。从图 4 可以看出, 情景 3 中, 时段 64—时段 82 内出现了新的负荷尖峰, 这是因为该时间段处于谷期, EV 充电代理商从电网购电的价格最低, 其会安排大量的 EV 在该时间段进行充电, 从而获得更多收益。

表 3 为采用文中优化策略与其他策略的参数对比。从表 3 可以看出, 采用文中的优化策略, 有近 50% 的用户参与了有序调度, A₂ 充电模式下大多数 EV 都参与了放电调度, 最大充放电状态切换次数不超过 3 次, 低于未区分处理 EV 充放电调度的情况, 而且平均状态切换次数也有所减少。

表 3 参与放电的 EV 参数
Table 3 Parameters of EV participating in discharge

参数	采用文中策略	无差别调度
EV 数量	100	100
充电选择	47(A ₂)、53(A ₁)	
参与放电的 EV 数量	43	61
最终 SOC 平均值	0.94	0.91
参与放电的 EV 平均状态切换次数	1.67	2.43
状态切换最大次数	3	6

表 4、表 5 分别为不同情景下求解得出的峰谷差数据与分配前后的收益数据, 其中峰谷差率可以根据峰谷差与最高负荷的比值得到。

表 4 不同情景下峰谷差值
Table 4 Peak-valley difference values under various scenarios

情景	负荷谷值/kW	负荷峰值/kW	峰谷差率/%
基础负荷1	235	975	75.89
情景1	496	1 030	51.84
情景2	341	1 167	70.78
情景3	225	1 207	81.35

表 5 不同情景下代理商和 EV 用户的收益

Table 5 Revenue of agents and EV users under various scenarios

单位: 元/辆

情景	EV充电代理商 平均收益		EV用户 平均收益		合作联盟 平均收益
	分配前	分配后	分配前	分配后	
无序充电					-5.21
情景1	19.41	15.02	3.56	8.41	23.43
情景2	18.56	14.81	3.32	7.65	22.46
情景3		11.53		0.91	

由表 4 可知, 3 种不同的情景中, 情景 1 和情景 2 的峰谷差率均有所下降, 情景 3 的峰谷差率略有上升; 采用文中所提充放电策略的情景 1 的峰谷差率下降效果最好。由表 5 可知, 当 EV 用户选择无序充电时除了要支付充电的费用之外不会获得任何收益, 而采用文中所提基于合作博弈与动态分时电价的 EV 与电网互动策略的情景 1 收益最高。由表 5 中收益数据可得, 在采用等 MDP 后, EV 充电代理商的收益略微下降, 但 EV 用户的收益增加。这是因为 EV 用户的利益往往会被 EV 充电代理商忽视, 但采用等 MDP 能够公平合理地分摊收益或产生的损失, 再分配给 EV 用户和 EV 充电代理商, 在保证 EV 用户的利益同时能够明显提高用户的积极性, 有利于维护 EV 用户与 EV 充电代理商之间长期的合作关系。

由图 2 和图 3 可以看出, 相较于情景 2, 情景 1 的负荷曲线削峰填谷效果更好, 同时根据表 4、表 5 中的数据可以看出, 情景 1 中代理商、EV 用户以及合作联盟的平均收益更高, 且负荷峰谷差率比情景 2 低了 18.94 个百分点。由此可见, 与固定电价相比, 当其他条件保持不变时, 动态分时电价机制能更有效缓解电力需求的波动性, 并且为 EV 充电代理商和 EV 用户创造了更多的收益机会。

通过分析表 4 中各情景下的峰谷差值, 可以看出采用合作博弈和优化分时电价的策略对电网的总负荷曲线有很好的削峰填谷效果。对比分配后的数据可知, 情景 2 中 EV 充电代理商和 EV 用户

的平均收益均比情景 3 高, 并且负荷峰谷差率比情景 3 低了 10.57 个百分点。这表明保持其他条件不变时, 运用合作博弈的思想不仅可以对平抑负荷波动起到很好的效果, 还可以改善电网的负荷曲线, 为 EV 充电代理商和 EV 用户创造不错的收益, 尤其帮助 EV 用户获得了收益, 很大程度上提高了 EV 用户参与配合的积极性。

6 结论

文中针对 EV 有序充放电优化问题, 提出考虑电价和用户选择的 EV 充电调度优化策略, 在合作博弈的理论指导下, 构建一个以最大化 EV 充电代理商和 EV 用户收益为目标的充放电仿真模型。仿真过程中, 使用改进的 FOA, 并依据等 MDP 来合理分配联盟收益。结果表明, 该模型不仅实现了 EV 充电代理商和 EV 用户的共赢, 而且通过优化动态分时电价策略, 有效减小了电力负荷的峰谷差异。同时, 所提策略促进了用户的有序充放电, 不会给 EV 用户平时的用车需求带来不便, 对电网的负荷波动也有不错的平抑效果, 削峰填谷效果颇为明显, 大大缓解了电网侧的供电负担。综上所述, 文中所提策略能很好地推动 EV 与电网长期持久的合作关系。

参考文献:

[1] 李怡然, 张姝, 肖先勇, 等. V2G 模式下计及供需两侧需求的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(3): 129-135, 143.
LI Yiran, ZHANG Shu, XIAO Xianyong, et al. Charging and discharging scheduling strategy of EVs considering demands of supply side and demand side under V2G mode[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 129-135, 143.
[2] 张夏韦, 梁军, 王要强, 等. 电动汽车充电负荷时空分布预测研究综述[J]. 电力建设, 2023, 44(12): 161-173.
ZHANG Xiawei, LIANG Jun, WANG Yaoqiang, et al. Overview of research on spatiotemporal distribution prediction of electric vehicle charging[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(12): 161-173.
[3] 罗继东, 邹梦丽, 侯宝华, 等. 考虑 V2G 及碳排放量的风光储综合能源系统协调优化运行[J]. 电测与仪表, 2024, 61(6): 20-25, 35.
LUO Jidong, ZOU Mengli, HOU Baohua, et al. Coordinated and optimal operation of wind-solar-battery integrated energy system considering V2G and carbon emission[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(6): 20-25, 35.
[4] 张亮, 王秀丽, 王建学, 等. 基于分区电价的跨区电力调度双层优化模型[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(8): 195-201.
ZHANG Liang, WANG Xiuli, WANG Jianxue, et al. Bi-level optimization model of inter-regional power dispatch based on regional electricity price[J]. Electric Power Automation Equip-

- ment, 2023, 43(8): 195-201.
- [5] 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.
- [6] 林铭蓉. 基于电动汽车负荷预测和需求响应的路-电耦合配电网可靠性研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2022.
LIN Mingrong. Research on reliability of road-electricity coupled distribution network based on electric vehicle load forecasting and demand response [D]. Wuhan: Wuhan University, 2022.
- [7] 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.
- [8] 帅轩越, 王秀丽, 吴雄. 用户侧有限理性下基于主从博弈与电热需求响应的综合能源微网优化运行[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 25-31.
SHUAI Xuanyue, WANG Xiuli, WU Xiong. Optimal operation of integrated energy microgrid based on leader-follower game and electricity and heat demand response under user-side limited rationality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 25-31.
- [9] 刘又榕, 林顺富, 沈运帷, 等. 计及电动汽车参与多元需求响应的微电网多时间尺度优化调度模型[J]. 电力建设, 2023, 44(10): 51-62.
LIU Yourong, LIN Shunfu, SHEN Yunwei, et al. Multi-time-scale optimization scheduling model of microgrid with electric vehicles participating in multiple demand response[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(10): 51-62.
- [10] 何鑫雨, 董萍, 刘明波, 等. 基于双层演化博弈模型的多区域点对点能源共享机制[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 163-174.
HE Xinyu, DONG Ping, LIU Mingbo, et al. Multi-region P2P energy sharing mechanism based on two-stage evolutionary game model[J]. Power System Technology, 2023, 47(1): 163-174.
- [11] 刘蓉晖, 王乐凯, 孙改平, 等. 考虑不确定性的风-光-储合作联盟参与含需求响应的主辅联合市场的竞价交易模型[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 96-107.
LIU Ronghui, WANG Lekai, SUN Gaiping, et al. Bidding transaction model of wind-solar-storage cooperative alliance participating in the main and auxiliary joint market with demand response considering uncertainty[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 96-107.
- [12] YANG F Q, YU S S, MENG C, et al. A three-stage optimization of charging scheduling of electric vehicles considering electricity price and user selection[J]. Electrical Engineering, 2024, 106(4): 4737-4746.
- [13] MOHAMMED S S, IMTHIAS AHAMED T P, ABDEL ALEEM S H E, et al. Interruptible charge scheduling of plug-in electric vehicle to minimize charging cost using heuristic algorithm[J]. Electrical Engineering, 2022, 104(3): 1425-1440.
- [14] KASTURI K, NAYAK C K, NAYAK M R. Photovoltaic and electric vehicle-to-grid strategies for peak load shifting in low voltage distribution system under time of use grid pricing[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2021, 45(3): 789-801.
- [15] SONG Y Q, SHANGGUAN L Z, LI G J. Simulation analysis of flexible concession period contracts in electric vehicle charging infrastructure public-private-partnership (EVCI-PPP) projects based on time-of-use (TOU) charging price strategy[J]. Energy, 2021, 228: 120328.
- [16] 朱磊, 黄河, 高松, 等. 计及风电消纳的电动汽车负荷优化配置研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(S1): 194-203.
ZHU Lei, HUANG He, GAO Song, et al. Research on optimal load allocation of electric vehicle considering wind power consumption[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 194-203.
- [17] 王毅, 陈进, 麻秀, 等. 采用分群优化的电动汽车与电网互动调度策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 77-85.
WANG Yi, CHEN Jin, MA Xiu, et al. Interactive scheduling strategy between electric vehicles and power grid based on group optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 77-85.
- [18] LIANG S D, ZHU B Q, HE J J, et al. A pricing strategy for electric vehicle charging in residential areas considering the uncertainty of charging time and demand[J]. Computer Communications, 2023, 199: 153-167.
- [19] 周凯乐, 程乐新, 卢新辉, 等. 考虑不便和动态电价的电动汽车充电调度模型[J]. 应用能源, 2020, 276: 115455.
ZHOU Kaile, CHENG Lexin, LU Xinhui, et al. Scheduling model of electric vehicles charging considering inconvenience and dynamic electricity prices[J]. Applied Energy, 2020, 276: 115455.
- [20] 潘文超. 应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估[J]. 太原理工大学学报(社会科学版), 2011, 29(4): 1-5.
PAN Wenchao. Using fruit fly optimization algorithm optimized general regression neural network to construct the operating performance of enterprises model[J]. Journal of Taiyuan University of Technology (Social Sciences Edition), 2011, 29(4): 1-5.
- [21] 王敏, 吕林, 向月. 计及 V2G 价格激励的电动汽车削峰协同调度策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(4): 27-33, 85.
WANG Min, LÜ Lin, XIANG Yue. Coordinated scheduling strategy of electric vehicles for peak shaving considering V2G price incentive[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(4): 27-33, 85.
- [22] HUSSAIN S, IRSHAD R R, PALLONETTO F, et al. Hybrid coordination scheme based on fuzzy inference mechanism for

- residential charging of electric vehicles[J]. *Applied Energy*, 2023, 352: 121939.
- [23] LIU L, ZHOU K L. Electric vehicle charging scheduling considering urgent demand under different charging modes[J]. *Energy*, 2022, 249: 123714.
- [24] 王汉华, 陈永进. 电动汽车充电设施接入配电网的最优布点规划[J]. *广东电力*, 2018, 31(4): 72-78.
WANG Hanhua, CHEN Yongjin. Optimal stationing planning for electric vehicle charging facilities accessing to distribution network[J]. *Guangdong Electric Power*, 2018, 31(4): 72-78.
- [25] 付亦殊, 陈红坤, 姜欣, 等. 促进大规模风电消纳的双层调峰补偿机制研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(4): 51-57.
FU Yishu, CHEN Hongkun, JIANG Xin, et al. A bi-layer peak-regulation compensation mechanism for large-scale wind power integration[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(4): 51-57.
- [26] GATELY D. Sharing the gains from regional cooperation: a game theoretic application to planning investment in electric power[J]. *International Economic Review*, 1974, 15(1): 195.
- [27] 牛淑娅, 曾博, 刘文霞, 等. 基于合作博弈的电动汽车换电站优化配置[J]. *南方电网技术*, 2016, 10(12): 53-60.
NIU Shuya, ZENG Bo, LIU Wenxia, et al. Cooperative game based optimal capacity configuration of battery swapping station for electric vehicles[J]. *Southern Power System Technology*, 2016, 10(12): 53-60.
- [28] CHENG X, CHEN L, XU B. An improved fruit fly optimization algorithm for solving high dimensional problems [C]//2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, China. 2018: 2310-2316.
- [29] 林昱旻, 胡嘉铭, 戴伟力, 等. 基于改进 K-均值联合 SVDD 的电力数据异常检测方法[J]. *电力电容器与无功补偿*, 2023, 44(5): 99-107.
LIN Yuhuan, HU Jiaming, DAI Weili, et al. Power data abnormality detection method based on improved K-means and SVDD[J]. *Power Capacitor & Reactive Power Compensation*, 2023, 44(5): 99-107.
- [30] 杨健维, 苟方杰, 黄宇, 等. 基于不确定性测度的居民小区电动汽车充电分时电价制定策略[J]. *电网技术*, 2018, 42(1): 96-102.
YANG Jianwei, GOU Fangjie, HUANG Yu, et al. Residential area electric vehicle charging pricing strategy based on uncertainty measure[J]. *Power System Technology*, 2018, 42(1): 96-102.

作者简介:



舒征宇

舒征宇(1983), 男, 博士, 副教授, 研究方向为含新能源的电力系统运行与调度控制 (E-mail: james_brons@yeah.net);

刘文灿(1999), 男, 硕士在读, 研究方向为电动汽车与电网协调调度;

李黄强(1982), 男, 博士, 高级工程师, 从事电网运行与调度工作。

An orderly charging and discharging strategy for electric vehicles based on cooperative game and dynamic time-of-use pricing

SHU Zhengyu¹, LIU Wencan¹, LI Huangqiang², WANG Can¹, YAO Qin²

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Yichang Power Supply Company of State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Yichang 443000, China)

Abstract: Currently, the distribution grid is substantially pressured due to the charging requirements of electric vehicles during peak hours with the rapid growth of electric vehicles. Existing studies indicate that the power supply pressure on the distribution grid can be effectively mitigated by the orderly charging and discharging scheduling of electric vehicles. However, the disparities in charging and discharging needs among different electric vehicle users are not considered by the majority of electric vehicle charging station operators, which treat the charging and discharging scheduling of electric vehicles uniformly, thus increasing grid pressure. To address this, an optimization approach for electric vehicle charging scheduling based on electricity price guidance is proposed in this paper, for the game between electric vehicle operators and users under a cooperative game framework. Additionally, a dynamic time-of-use optimized charging and discharging simulation model for electric vehicles is constructed. In the solution process, an improved fruit fly optimization algorithm (FOA) is used to plan the charging periods of electric vehicles. Eventually, the feasibility and economic advantages of the proposed strategy are verified through case study simulation analysis. Compared to the existing fixed electricity price strategy, the proposed strategy not only effectively reduces the peak-to-valley differences of the grid load and prevents new load peaks but also improves the benefits for both electric vehicle operators and users.

Keywords: charging options; orderly charging and discharging; improved fruit fly optimization algorithm (FOA); dynamic time-of-use pricing; cooperative game revenue; peak load shifting

(编辑 陆海霞)