

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.05.005

面向非完全理性用户的多元充电站优化调度策略

何胜利^{1,2}, 刘现涛^{1,2}, 张甜³, 陈中³

(1. 南瑞集团(国网电力科学研究院)有限公司, 江苏 南京 211106; 2. 国电南瑞南京控制系统有限公司, 江苏 南京 211106; 3. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要:电动汽车(EV)充电站是为用户提供充电服务并为电网提供能量聚合调节能力的中心,需要在保障用户需求的基础上实现各方利益的均衡。文中立足包含常规负荷、储能及分布式新能源(DRG)的多元充电站(MCS),设计激励用户参与调节的充电价格机制,并分别基于期望效用理论(EUT)和前景理论(PT),建立用户选择的理性和非完全理性模型。采用模型预测控制(MPC)方法,提出了兼顾充电站运营经济性和调节灵活性的调度策略,并通过虚拟变量的设置,将双层优化转化为单层优化,减少了计算时间。基于面向真实人的实验,验证了非完全理性模型在预测用户行为上的优势。优化仿真实验中,文中所提出的融合社会-物理方法的调度模型在电网指令跟随、经济性优化等方面均表现出了良好的性能。

关键词:电动汽车(EV);充电站;非完全理性;模型预测控制(MPC);社会-物理融合;真实人实验

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2021)05-0034-07

0 引言

截至2020年底,中国电动汽车(electrical vehicle, EV)保有量已达约500万辆。规模化EV的发展推动了交通与能源行业的融合^[1-3],这不仅拓宽了电网的业务范围^[4-5],也为含高比例可再生能源电力系统的随机性平抑提供了优质的用户侧资源^[6-8]。

EV与电力系统融合的优化调度策略研究主要集中在2个层面:(1)合理调整EV充电的地点、时间和功率,减小规模化EV充电对配电系统负面影响,降低用户及运营商的用电成本^[9-11]。(2)视EV群为分布式的储能系统,设计相应的调度及通信架构、优化算法和激励措施,为电网提供移峰填谷、频率调节等服务^[12-14]。

用户行为对EV与电网融合有着深入影响,将成为信息-物理-社会融合系统中的重要环节^[15]。在建模与优化控制的过程中,必须对非完全理性用户的决策行为进行研究^[16]。期望效用理论(expected utility theory, EUT)是风险状态下用户决策的经典规范性理论,建立了不确定条件下对理性人选择进行分析的框架^[17]。而前景理论(prospect theory, PT)将心理学研究应用在经济学中,由诺贝尔奖得主丹尼尔·卡内曼及其合作伙伴共同提出^[18],是面向非完全理性人决策的描述性模型。

EV充电与分布式新能源(distributed renewable generation, DRG)具有潜在的协同性^[19],且目的地充电是用作日常通勤的EV充电的主要方式之一^[20],文中以含有DRG、常规负荷、储能的多元充电站(multi-element charging station, MCS)为研究场景。当前的研究中^[21],往往将用户的充电需求作为约束条件,而对用户充电决策的主观性考虑不足。面向用户的激励机制较为复杂,缺乏直观性。

针对上述问题,文中设计了面向用户自主选择的价格机制,通过价格激励,引导用户为充电站的调节提供灵活性。并分别建立了基于EUT和PT的用户决策行为模型。同时考虑充电站运行经济性和面向电网的调节灵活性2个目标,采用模型预测控制(model predict control, MPC)方法,使得充电站运行优化能够兼容用户决策的随机性。基于合作博弈方法求解二者的平衡点,并通过虚拟变量的设置,将双层优化转化为单层二次优化。

1 价格机制设计与用户充电决策模型

1.1 充电价格机制设计

用户最终充电费用 C 决定方式如下。充电开始时,用户选择期望充电电量 Q 和能够接受的充电时长 T ,并计算预期的充电费用,如式(1)所示。

$$\begin{cases} T_{\min} = \frac{Q}{P_{\max}} \\ \beta = \beta_0 + (1 - \beta_0) \frac{\ln(T_{\min}/T + 1)}{\ln 2} \\ S_{\text{total}} = Q\beta s \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期:2021-03-24;修回日期:2021-05-28

基金项目:国家电网有限公司科技项目“基于大功率IGBT的电动汽车能源站柔性控制和主动安全关键技术研究及应用”

式中: P_{\max} 为充电设施的最大输出功率; T_{\min} 为满足用户充电电量所需的最短充电时长, $T \geq T_{\min}$; β_0 为最高折扣率; β 为用户当前选择下的折扣率, 当 $T = T_{\min}$ 时, $\beta = 1$, 且设定 $\lim_{T \rightarrow +\infty} \beta = \beta_0$; s 为折扣前的充电单价; S_{total} 为折扣后的充电总价。

在用户离开前进行结算, 设用户实际的充电持续时长为 T_{actual} , 则用户最终的充电费用为:

$$C = \begin{cases} Qs & T_{\text{actual}} \leq T \\ Q\beta s & T > T_{\text{actual}} \end{cases} \quad (2)$$

1.2 基于 EUT 的用户充电决策模型

EUT 为规范性理论, 即从客观角度出发, 用户按此种方式进行决策能够实现利益最优。用户抵达充电站后, 若选择 T 作为其充电时长, 期望效用 $E(T)$ 为风险条件下付出的充电成本的负值, 可由式(3)进行计算。

$$\begin{cases} E_1(T) = - \int_{T_{\min}}^T Qs f(t) dt \\ E_2(T) = - \int_T^{+\infty} Qs\beta(Q, T) f(t) dt \\ E(T) = E_1(T) + E_2(T) = \\ - Qs \left(\int_{T_{\min}}^{+\infty} f(t) dt - \int_T^{+\infty} (1 - \beta(Q, T)) f(t) dt \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $f(t)$ 为充电持续时长的概率密度函数; $E_1(T)$, $E_2(T)$ 分别为用户在设定时长达到之前、之后离开时所付出的充电成本的负值, 二者之和为期望效用。用户选择使其期望效用最大的 T 作为其充电持续时长。

1.3 基于 PT 的用户充电决策模型

PT 是用户在不确定性条件下进行决策的描述性模型。在 PT 的框架下, 用户做出的决策未必是最优的。用户将选择前景值最大而非期望值最大的 T , 基于 PT 建立用户决策模型的主要步骤可以表示如下。

(1) 参照点依赖。用户决策的载体是相对于参照点的收益或损失。用户选择 Q, T 后, 将产生的 C 作为参考点。若用户提前离开, 产生的损失为:

$$L_{\text{before}} = Qs(1 - \beta(Q, T)) \quad (4)$$

若用户推迟离开, 产生的损失为:

$$L_{\text{after}} = Qs(\beta(Q, T) - \beta(Q, T_{\text{actual}})) \quad (5)$$

(2) 框架效应。用户决策系统性的依赖前景的描述方式。选取 $T_{\text{actual},0}$, $T_{\text{actual},1}$ 和 $T_{\text{actual},2}$ 作为用户可能离开的典型场景, $T_{\text{actual},0} < T < T_{\text{actual},1} < T_{\text{actual},2}$, 根据式(4)和式(5), 用户在 3 个场景下产生的损失如式(6)所示。

$$\begin{cases} L_0 = Qs(1 - \beta(Q, T)) \\ L_1 = Qs(\beta(Q, T) - \beta(Q, T_{\text{actual},1})) \\ L_2 = Qs(\beta(Q, T) - \beta(Q, T_{\text{actual},2})) \end{cases} \quad (6)$$

设 $L_1 < L_0 < L_2$, 则充电前景可表示为如式(7)所示。

$$\begin{aligned} V(T) = & L_2\omega(1 - F(T_{\text{actual},2})) + \\ & L_0(\omega(1 - F(T_{\text{actual},2}) + F(T)) - \omega(F(T))) + \\ & L_1(\omega(1 - F(T_{\text{actual},1}) + F(T)) - \\ & \omega(1 - F(T_{\text{actual},2}) + F(T))) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $F(T)$, $F(T_{\text{actual},1})$, $F(T_{\text{actual},2})$ 分别为用户在 T , $T_{\text{actual},1}$, $T_{\text{actual},2}$ 前离开的累积概率密度; ω 为概率的非线性变换函数。

(3) 非线性偏好。PT 框架下, 用户会为小概率的事件赋予较大权重, 而对中间概率事件 p 的变化不敏感, 采用加权函数对概率进行非线性变换:

$$\omega(p) = \frac{p^\delta}{[p^\delta + (1 - p)^\delta]^{1/\delta}} \quad (8)$$

式中: δ 为损失规避系数, 一般取值为 0.2。

2 基于 MPC 的充电站优化调度策略

2.1 调度优化的基本流程

基于 MPC 的充电站调度优化的基本流程如图 1 所示, 设每次优化的时间尺度为 ΔT , 执行时间步长为 Δt , 主要包括预测、优化、执行与滚动 3 个步骤。

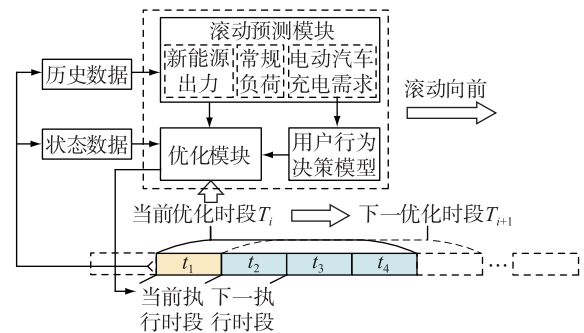


图 1 基于 MPC 充电站优化调度流程

Fig.1 Optimization scheduling process of charging station based on MPC

首先, 以 Δt 为步长, 采用自回归滑动平均模型对 DRG 和常规负荷在当前优化时段 T_i 的值进行滚动预测; 同时, 对充电站未来时段的充电需求进行滚动预测, 并根据用户行为决策模型预测用户选择的充电方案; 然后, 以当前优化时段 T_i 经济性最优、下一执行时段 t_2 可用功率最大等为目标, 以 Δt 为步长, 计算当前时段 T_i 储能及 EV 的最优功率; 得到最优功率计划后, 仅执行时段 t_1 的计划。并以 Δt 为步长向前滚动。

2.2 优化目标与约束条件

(1) 优化目标。MCS 的目标之一为其自身运行的经济性,而运营收入与 MPC 的效果无关,故在优化的过程中,采用运营成本代表其经济性目标:

$$\min C_{\text{obj}}(T_i) = \min \left(\sum_{j=1}^{N_t} P_{\text{total}}(t_j) E_{\text{price}}(t_j) \Delta t + \beta_{\text{BE}} \sum_{j=1}^{N_t} (P_{\text{BEc}}(t_j) + P_{\text{BEd}}(t_j)) \Delta t \right) \quad (9)$$

式中: $C_{\text{obj}}(T_i)$ 为当前优化时段充电站的运行成本; $P_{\text{total}}(t_j)$ 为 t_j 时段充电站的总功率; $E_{\text{price}}(t_j)$ 为 t_j 时段的购电电价; β_{BE} 为储能充/放单位电量的损耗成本; $P_{\text{BEc}}(t_j)$, $P_{\text{BEd}}(t_j)$ 分别为 t_j 时段储能的充/放电功率。在短时间尺度的经济性优化中不考虑 DRG 的出力成本。

MCS 的目标之二为其下一执行时段可上调功率,即其相对于计划功率可增加吸收的值最大化,反映了上级电网对充电站灵活调节能力的要求,可表示为:

$$\max P_{\text{obj}}(T_i) = \max (P_{t,\text{max}}(t_2) - P_{\text{total}}(t_2)) \quad (10)$$

式中: $P_{\text{obj}}(T_i)$ 为在下一执行时段的可上调功率; $P_{t,\text{max}}(t_2)$ 为当前运行方案下时段 t_2 能达到的最大功率; $P_{\text{total}}(t_2)$ 为时段 t_2 的原计划功率。

(2) 约束条件。与 EV 相关的约束可表示为:

$$\begin{cases} u_{\text{EV},k}(t_j) \leq U_{\text{EV},k}(t_j) \\ P_{\text{EV},k,\text{min}} u_{\text{EV},k}(t_j) \leq P_{\text{EV},k}(t_j) \leq P_{\text{EV},k,\text{max}} u_{\text{EV},k}(t_j) \\ C_{\text{EV},k,\text{min}}(T_i) \leq \sum_{j=1}^{N_t} P_{\text{EV},k}(t_j) \leq EV_{k,\text{max}}(T_i) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $u_{\text{EV},k}(t_j)$ 为 0-1 变量,为 1 时代表第 k 辆 EV 在时段 t_j 正在充电; $U_{\text{EV},k}(t_j)$ 为时段 t_j 的可充电状态,为 1 时代表其在时段 t_j 可以充电,根据对用户充电行为的预测及用户的实际选择情况得到; $P_{\text{EV},k,\text{min}}$, $P_{\text{EV},k,\text{max}}$ 分别为第 k 辆 EV 的最小、最大充电功率; $P_{\text{EV},k}(t_j)$ 为其在时段 t_j 的充电功率; $C_{\text{EV},k,\text{min}}(T_i)$, $C_{\text{EV},k,\text{max}}(T_i)$ 分别为时段 T_i 结束后的最小、最大充电电量。

与储能相关的约束可表示为:

$$\begin{cases} u_{\text{BEc}}(t_j) + u_{\text{BEd}}(t_j) \leq 1 \\ P_{\text{BEc},\text{min}} u_{\text{BEc}}(t_j) \leq P_{\text{BEc}}(t_j) \leq P_{\text{BEc},\text{max}} u_{\text{BEc}}(t_j) \\ P_{\text{BEd},\text{min}} u_{\text{BEd}}(t_j) \leq P_{\text{BEd}}(t_j) \leq P_{\text{BEd},\text{max}} u_{\text{BEd}}(t_j) \\ E_{\text{B}}(t_j) = E_{\text{B}}(T_{i0}) + \sum_{m=1}^j (P_{\text{BEc}}(t_m) - P_{\text{BEd}}(t_m)) \Delta t \\ E_{\text{B},\text{min}} \leq E_{\text{B}}(t_j) \leq E_{\text{B},\text{max}} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $u_{\text{BEc}}(t_j)$, $u_{\text{BEd}}(t_j)$ 均为 0-1 变量, $u_{\text{BEc}}(t_j)$ 为 1 代表储能处于充电状态, $u_{\text{BEd}}(t_j)$ 为 1 代表储能处于放电状态; $P_{\text{BEc},\text{max}}$, $P_{\text{BEc},\text{min}}$ 分别为储能充电功率的最大值、最小值; $P_{\text{BEd},\text{max}}$, $P_{\text{BEd},\text{min}}$ 分别代表储能放电功率的最大值、最小值; $E_{\text{B}}(t_j)$ 为时段 t_j 储能的荷电状态; $E_{\text{B},\text{max}}$, $E_{\text{B},\text{min}}$ 分别为储能的最高、最低荷电量。

新能源出力与总功率相关的约束为:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{new}}(t_j) \leq P_{\text{new,predict}}(t_j) \\ P_{\text{total}}(t_j) = \sum_{k=1}^{N_{kj}} P_{\text{EV},k}(t_j) + P_{\text{BEc}}(t_j) + P_{\text{load}}(t_j) - P_{\text{BEd}}(t_j) - P_{\text{new}}(t_j) \\ 0 \leq P_{\text{total}}(t_j) \leq P_{\text{total,max}} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $P_{\text{new}}(t_j)$ 为新能源出力; $P_{\text{new,predict}}(t_j)$ 为预测得到的新能源出力最大值; $P_{\text{load}}(t_j)$ 为常规负荷的预测值; $P_{\text{total,max}}$ 为 MCS 受容量限制能够吸收的最大功率,设置 $P_{\text{total}}(t_j) \geq 0$ 。

2.3 求解方法

MPC 的目标 1 和目标 2 存在如下关系:目标 2 的优化是在已有运行计划基础上再次进行的,且仅当上级电网下发响应指令时才会执行,只影响之后的运行计划,而对目标 1 进行优化的时候,需考虑优化结果对目标 2 的影响。因此该优化是双层优化问题,为减少计算时间,满足在线滚动需求,文中采用如下方法处理目标 1 和目标 2 之间的关系。

记 $X(t_j)$ 为当前优化问题的控制变量,增设虚拟变量 $X'(t_j)$,虚拟变量除满足式(11)一式(13)外,还需满足约束条件 $X(t_1) = X'(t_1)$ 以保证下一执行时段调度计划的一致性。

同时,将优化目标 2 修改为:

$$\max P_{\text{obj}}(T_i) = \max (P'_{\text{total}}(t_2) - P_{\text{total}}(t_2)) \quad (14)$$

通过增设虚拟变量及相应约束条件,将双层优化问题转换为单层双目标优化问题进行求解。

由于 MCS 和电网处于长期稳定的合作关系之中,故可基于合作博弈的思想求该双目标优化的帕累托最优解。

(1) 记目标 1 为 Ψ_1 ,目标 2 为 Ψ_2 ,分别求解 Ψ_1 的最大值 $\Psi_{1,\text{max}}$ 和最小值 $\Psi_{1,\text{min}}$, Ψ_2 的最大值 $\Psi_{2,\text{max}}$, Ψ_2 的最小值记为 0;

(2) 将目标 1 改写为:

$$\varphi_1 = \frac{\Psi_1 - \Psi_{1,\text{min}}}{\Psi_{1,\text{max}} - \Psi_{1,\text{min}}} \quad (15)$$

目标 2 改写为:

$$\varphi_2 = \frac{\Psi_2}{\Psi_{2,\text{max}}} \quad (16)$$

(3) 加入权重变量 d , 将总目标记为:

$$\max \varphi = \max[(1-d)\varphi_2 - C\varphi_1] \quad (17)$$

通过步骤(1)、(2)对目标函数进行规格化,并将权重作为优化变量以寻求最佳的配比。由此,将双目标线性优化转换为单目标二次优化,可通过成熟的求解器进行计算。

3 实验及算例分析

3.1 理性人模型与非完全理性人模型的对比

开展面向真实人的实验测试。受试者分为2组,分别由20名具备一定驾驶经验的学生和20名专业司机组成。实验流程如图2所示。

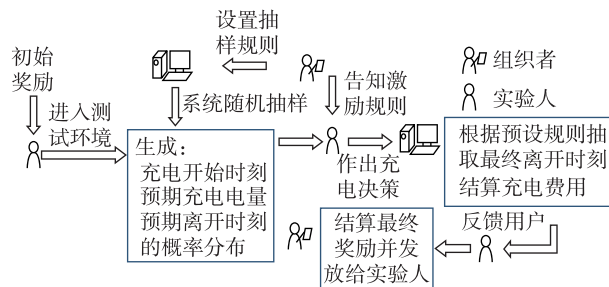


图2 面向真实人的充电行为决策实验
Fig.2 Experiment of charging decision making for real people

首先设定实验人初始奖励。根据预设规律自动生成充电开始时刻、 Q 和预期离开时刻及其概率分布并告知实验人。有限时间内,实验人被鼓励按直觉设置 T 。之后,系统根据规则抽取 T_{actual} 并结算 C 。将初始奖励扣除 C ,作为本次实验的最终奖励发放给用户。开展2组对照实验。一组充电开始于日间, Q 较少, T 较短;另一组充电开始于傍晚或夜间, Q 较多。 β_0 取0.6, s 取1.2元/(kW·h)。初始奖励为50元。

图3展示了PT和EUT的预测结果与实验人实际选择的对比。相较EUT,PT更为贴切地描述了用户的决策:EUT的预测结果平均相对误差为14.23%,而PT的预测结果平均相对误差为4.81%。面向专业司机和学生的实验结果没有明显差异。EUT在夜间长时间充电场景下的预测准确度明显提升,原因可能在于,用户对时间跨度较长的决策的风险敏感性有所降低。

3.2 调度策略的有效性

EV进站流量、充电开始时刻、持续时长和充电电量等参数根据文献[22]中的方法生成。DRG容量为40 kW·h,常规负荷峰值为200 kW,采用文献[23]中的方法预测其出力及功率曲线。 ΔT , Δt 分别取1.5 h和15 min。充电桩数量为30,额定功率

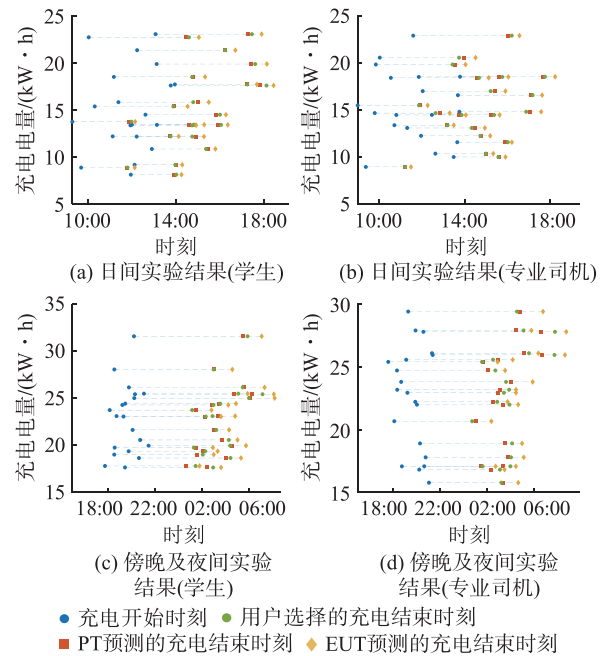


图3 面向真实人的实验结果

Fig.3 Results of experiments for real people

为21 kW。储能容量为20 kW·h,最大和最小的充放电功率分别为10 kW和1.4 kW,初始电量为容量的50%。峰(08:00—12:00, 17:00—21:00)、谷(00:00—08:00)、平(12:00—17:00, 21:00—24:00)等时段的电价分别设为1.07元/(kW·h)、0.31元/(kW·h)和0.64元/(kW·h)。采用PT预测用户的充电决策,根据3.1节的实验结果,以4.81%为平均值随机生成预测误差。基于Matlab平台,采用Yalmip工具箱调用Mosek求解器对模型进行求解,相关的运行环境为Intel(R) Core(TM) i7-9700 CPU@3.00 GHz RAM 32.0 GB。计算该充电站在工作日、非工作日2种场景下的调度结果,并与无序充电情况下的运行结果对比,如表1、表2所示。

表1 优化及仿真结果(工作日)

Table 1 Optimization and simulation results on weekdays

类别	运行成本/元		平均调节能力/kW
	优化值	仿真值	
无序充电	5 095.24	5 876.85	10.12
优化调度	4 780.08	4 817.04	190.58

表2 优化及仿真结果(非工作日)

Table 2 Optimization and simulation results at weekends

类别	运行成本/元		平均调节能力/kW
	优化值	仿真值	
无序充电	5 130.32	5 943.56	9.91
优化调度	4 541.61	4 624.11	231.47

无序充电情况下仅对储能运行进行优化。文中提出的优化调度策略在不同场景下均能有效降低运行成本达 20% 左右,并提供一定的功率灵活调节能力。特别是在非工作日,由于用户出行弹性大,优化调度策略的效果更为显著。

表 1 中,优化值是根据光伏、常规负荷和用户行为预测进行优化得到的结果,而仿真值是计及预测误差情况下执行决策变量优化值得到的结果。文中基于 MPC 的调度策略能够显著的抑制误差和随机性导致的优化结果劣化,仿真值与优化值的偏差控制在 1% 左右。

为进一步验证文中优化调度策略的效果,研究如下对比算例:

(1) 基于 EUT 预测用户的充电行为。工作日场景下充电站总功率优化值及仿真值如图 4 所示。对比算例中,由于未能较为准确的预测用户选择,总功率的优化值与仿真值之间存在较大偏差,优化得到的充电站日运行成本为 4 701.65 元,而运行成本的仿真值则为 5 081.47 元,文中调度策略下运行成本的仿真值则为 4 817.04 元。

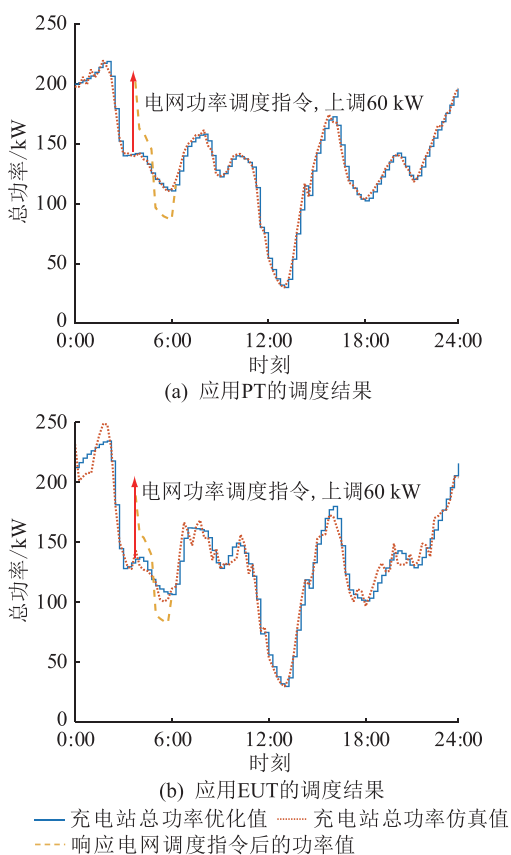


图 4 不同调度方法下充电站的运行情况

Fig.4 The operation of charging station under different scheduling strategies

模拟上级调度于 03:45 下发功率上调指令,上调量为 60 kW。文中调度策略下,充电站总功率准

确跟踪了上级调度指令。而未考虑用户非完全理性行为的调度策略则未能完全满足上级调度需求。

(2) 以站级经济性为单一目标进行优化调度。不同场景下,充电站运行成本对比如图 5 所示。单一优化目标下,工作日和非工作日运行成本分别为 4 678.61 元和 4 461.34 元。当采用文中的双目标优化方法时,增加运行成本小于 4.0%,能够在经济性牺牲较小的情况下,提供站级调节灵活性。

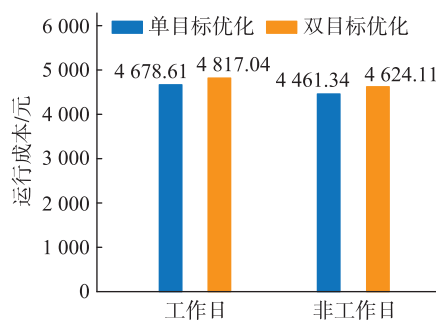


图 5 充电站运行成本对比

Fig.5 Comparison of operating cost for charging stations

(3) 在双目标求解时,采用上下层迭代的方式进行。单次计算时间与文中所用方法的对比如图 6 所示。采用迭代方法时,单次计算时间在 20 s 以上,相同环境下,文中的求解算法大幅降低了求解时间,单次计算时间在 1~2 s 间,且在不同场景下保持了计算速度的稳定性,可满足在线优化的需求。

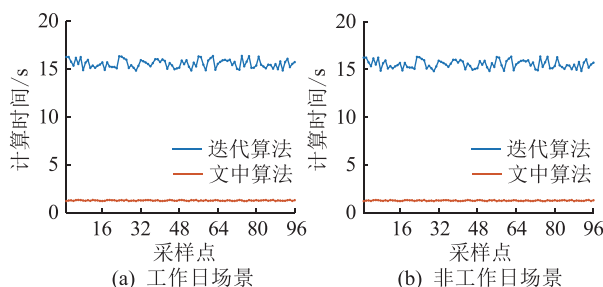


图 6 计算时间对比

Fig.6 Comparison of calculation time

4 结语

文中将包含常规负荷、DRG 及储能的 MCS 作为研究对象。设计了充电价格激励机制,在保证用户自由选择的基础上,挖掘其调节灵活性。并分别采用 EUT 和 PT,建立了用户充电决策预测模型。基于 MPC 方法,通过合作博弈以及虚拟变量设置,对 EV 充电和储能的调度策略进行了多目标优化。真实人参与的实验结果表明,在面向不同对象时,考虑用户非完全理性的 PT 在描述用户选择上均更具优势。仿真实验结果表明,文中所提调度方法在

不同场景下均能显著降低充电站运行成本,并以较小的经济代价为上级电网提供灵活调节能力,同时具备能够满足在线应用要求的模型求解速度。

与电力系统传统的调度对象不同, EV 用户是分散的、具有非完全理性的个体。在进行 EV 与电网互动等工作时,应考虑社会-物理融合的模式。未来拟进一步开展面向城市级、多层次的 EV 充电优化调度研究。

参考文献:

- [1] JI Z Y, HUANG X L. Plug-in electric vehicle charging infrastructure deployment of China towards 2020: Policies, methodologies, and challenges [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 90: 710-727.
- [2] 盛锐,唐忠,薛佳诚. 多指标下 EV 充电站服务能力动态评价方法[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(14): 4891-4904.
SHENG Rui, TANG Zhong, XUE Jiacheng. Dynamic evaluation method of EV charging station service capability under multi indicators [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(14): 4891-4904.
- [3] 窦迅,王俊,杨志宏,等. 含交直流混合配网综合能源系统的电动汽车分群调控策略[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(14): 4829-4844.
DOU Xun, WANG Jun, YANG Zhihong, et al. Cluster-based control strategies of electric vehicles for integrated energy system with AC-DC hybrid distribution network [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(14): 4829-4844.
- [4] YILMAZ M, KREIN P T. Review of the impact of vehicle-to-grid technologies on distribution systems and utility interfaces [J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2013, 28(12): 5673-5689.
- [5] MEHTA R, SRINIVASAN D, KHAMBADKONE A M, et al. Smart charging strategies for optimal integration of plug-in electric vehicles within existing distribution system infrastructure [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(1): 299-312.
- [6] 王斐,李正烁,叶萌,等. 电动汽车充电对电网的影响及其优化调度研究述评[J]. *南方电网技术*, 2016, 10(6): 70-80.
WANG Fei, LI Zhengshuo, YE Meng, et al. Review on research of impact of electric vehicles charging on power grids and its optimal dispatch [J]. *Southern Power System Technology*, 2016, 10(6): 70-80.
- [7] HERNANDEZ J C, SANCHEZ-SUTIL F, VIDAL P G, et al. Primary frequency control and dynamic grid support for vehicle-to-grid in transmission systems [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2018, 100: 152-166.
- [8] MWASILU F, JUSTO J J, KIM E K, et al. Electric vehicles and smart grid interaction: a review on vehicle to grid and renewable energy sources integration [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, 34: 501-516.
- [9] YANG J, HE L F, FU S Y. An improved PSO-based charging strategy of electric vehicles in electrical distribution grid [J]. *Applied Energy*, 2014, 128: 82-92.
- [10] 王姝凝,杨少兵. 居民小区电动汽车充电负荷有序控制策略[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(4): 71-77.
WANG Shuning, YANG Shaobing. A coordinated charging control strategy for electric vehicles charging load in residential area [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(4): 71-77.
- [11] 郑宇,张睿,李正佳,等. 基于多群组均衡协同搜索算法的电动汽车充放电多目标优化[J]. *南方电网技术*, 2017, 11(1): 52-57, 73.
ZHENG Yu, ZHANG Rui, LI Zhengjia, et al. Multi-objective optimization of charging and discharging strategy for electric vehicles based on equilibrium-inspired multiple group search optimization [J]. *Southern Power System Technology*, 2017, 11(1): 52-57, 73.
- [12] KHOOBAN M H, NIKNAM T, DE BLAABJERG F, et al. A new load frequency control strategy for micro-grids with considering electrical vehicles [J]. *Electric Power Systems Research*, 2017, 143: 585-598.
- [13] 张谦,史乐峰,任玉珑,等. 计及 V2G 备用服务的交易模式 [J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(31): 59-67, 219.
ZHANG Qian, SHI Lefeng, REN Yulong, et al. The reserve trading model considering vehicle-to-grid reserve [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(31): 59-67, 219.
- [14] LIU H, HU Z C, SONG Y H, et al. Decentralized vehicle-to-grid control for primary frequency regulation considering charging demands [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 3480-3489.
- [15] 杨天宇,郭庆来,盛裕杰,等. 系统互联视角下的城域电力-交通融合网络协同 [J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(11): 1-9.
YANG Tianyu, GUO Qinglai, SHENG Yujie, et al. Coordination of urban integrated electric power and traffic network from perspective of system interconnection [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(11): 1-9.
- [16] XUE Y S, YU X H. Beyond smart grid-cyber-physical-social system in energy future point of view [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(12): 2290-2292.
- [17] 陶长琪,盛积良. 决策理论与方法 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2016.
TAO Changqi, SHENG Jiliang. *Decision theory and method* [M]. Beijing: Higher Education Press, 2016.
- [18] 丹尼尔·卡尼曼. 选择、价值与决策 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
DANIEL Kahneman. *Choices, values, and frames* [M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [19] SHEPERO M, MUNKHAMMAR J, WIDE N J, et al. Modeling of photovoltaic power generation and electric vehicles charging on city-scale: a review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 89: 61-71.
- [20] QI W, XU Z W, SHEN Z J M, et al. Hierarchical coordinated control of plug-in electric vehicles charging in multifamily dwellings [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(3):

- 1465-1474.
- [21] WANG S Y, BI S Z, ZHANG Y J A, et al. Electrical vehicle charging station profit maximization: admission, pricing, and online scheduling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(4): 1722-1731.
- [22] ZHANG H C, HU Z C, XU Z W, et al. Evaluation of achievable vehicle-to-grid capacity using aggregate PEV model[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 784-794.
- [23] 董雷, 刘梦夏, 陈乃仕, 等. 基于随机模型预测控制的分布式能源协调优化控制[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3219-3227.
- DONG Lei, LIU Mengxia, CHEN Naishi, et al. Coordinated op-

timal control of distributed energy based on stochastic model predictive control [J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3219-3227.

作者简介:



何胜利

何胜利(1975),男,硕士,工程师,从事电力系统自动化、电动汽车充电相关工作;

刘现涛(1986),男,硕士,工程师,从事电动汽车充电相关工作;

张甜(1997),女,硕士在读,研究方向为电动汽车充电调度与需求侧管理(E-mail:zzqwx-yd@126.com)。

Optimal scheduling strategy of multi-element charging station for bounded rational users

HE Shengli^{1,2}, LIU Xiantao^{1,2}, ZHANG Tian³, CHEN Zhong³

(1. NARI Group (State Grid Electric Power Research Institute) Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

2. NARI-Tech Control System Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Since charging stations are aggregation centers which provide charging service for electric vehicles and adjustment flexibility for power grid, it is necessary for charging stations to give consideration to interests of all partners with respect to users' independent choices. Focused on multi-element charging stations (MCS) which contain conventional load, energy storage, distributed renewable energy generation (DRG), charging price mechanism is firstly designed in this paper to improve participation motivation of users in providing charging flexibility. Then, both rational model based on expected utility (EUT) theory and bounded rational model based on prospect theory (PT) are established to describe users' selections. Model predictive control (MPC) is adopted to deal with uncertainties. Both operating economy and adjustment flexibility of charging stations have been taken into account in the comprehensive scheduling strategy. Finally, double-layer optimization is converted into single-layer through dummy variables to reduce calculation time and make the strategy suitable for online application. Advantages of the bounded rational model in predicting users' behavior are verified by experiments towards real people. In the simulation experiment, the proposed scheduling strategy integrating social-physical methods shows good performance in following requirements of power grid and reducing operating costs.

Keywords: electric vehicle (EV); charging station; bounded rationality; model predict control (MPC); social-physical integration; experiments towards real people

(编辑 李栋)