

基于需求响应潜力模糊评估的电动汽车实时调控优化模型

周星月¹, 黄向敏¹, 张勇军¹, 唐 渊¹, 姚蓝霓¹, 杨景旭²

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2. 南方电网数字电网研究院有限公司, 广东 广州 510670)

摘要:针对快充场所电动汽车(EV)大规模接入造成的配电网过载问题,提出了EV需求响应潜力模糊评估方法与实时调控优化模型。首先,基于EV电池安全电量、EV充电需求、充电桩额定功率的限制建立用户客观响应能力约束模型,以及考虑激励水平的用户主观响应意愿评估模型。其次,结合客观响应能力和主观响应意愿建立用户响应潜力评估模型,采用模糊推理确定充电电价、当前电量需求和剩余驻留时间等因素对用户响应意愿的影响。然后,提出激励型实时需求响应的双层优化模型及其求解方法,上层优化模型以EV聚合商激励成本最小化为目标对EV聚合商激励电价进行优化,下层优化以用户平均充电满意度最高为目标对EV充放电功率进行优化,从而充分挖掘用户的响应潜力,兼顾电网公司、EV聚合商、用户各方的利益。最后,通过多组仿真验证了所提模型和方法的有效性。

关键词:电动汽车;需求响应潜力;模糊推理;激励机制;实时优化

中图分类号:TM 732;U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202207030

0 引言

随着“双碳”战略目标的提出,电动汽车EV(Electric Vehicle)因其良好的环保特性和负荷可控特性在节能减排和需求响应DR(Demand Response)方面显示出较大优势,倍受关注。EV实时调控可以视作一种灵活的实时DR资源^[1],是解决EV大规模接入造成配电馈线重过载等问题的重要手段。

目前关于EV参与DR的研究大多集中在价格型DR^[2]上,文献[3-4]分别以削峰填谷和EV充电成本最小为目标提出了基于分时电价的EV有序充电模型。但价格型DR对EV充电活动的引导作用有限,有必要结合激励型DR优化EV的充放电行为。激励型DR一般以合同形式约定了用户权利和义务,往往以实施方的角度进行直接负荷控制^[5],旨在满足实施方需求。在目前的激励型DR研究中,对于EV响应潜力的计算通常只考虑了激励电价的影响,如文献[6]以双曲正切函数确定不同激励下的EV响应量,文献[7]类比价格型DR弹性系数引入激励型DR弹性系数,描述激励价格变化给用户响应潜力带来的影响。文献[8-9]考虑到响应量的波动性,基于消费者心理学模型建立了用户响应量及其波动程度和激励水平的关系模型。但用户在不同时段表现出的响应意愿和当前时刻的电价、EV电量需

求和剩余驻留时间等多种因素密切相关,仅考虑激励水平的影响无法建立准确的潜力评估模型,EV聚合商EVA(EV Aggregator)的收益和配电网的削峰效果都会因此大打折扣。此外,目前的实时调控研究还没有充分挖掘EV的车网互动V2G(Vehicle to Grid)^[10]响应潜力,因此如何综合客观响应能力约束和主观响应意愿评估用户的充放电响应潜力,对于充分挖掘EV调控潜力以及提高调控准确性具有重要意义。

现有关于EV的DR策略多聚焦于日前时间尺度^[11-12]上的研究,如文献[9]提出一种双重激励机制引导EV参与日前DR,提高了EV备用服务能力。但随着快充需求的增长,快充场所的EV到达和离开时间及初始电量具有较大的随机性^[5],日前DR策略难以取得较好的实用效果,而EV的实时DR可以根据实时更新的负荷数据及时调整策略,具有更大的工程价值,因此有必要对EV的实时DR进行研究。基于此,文献[13]提出了一种基于EV迟滞控制模型的实时DR策略,注重于电网侧功率的消纳;文献[14]考虑用户侧的利益,建立了计及激励型主动DR的EVA在实时电力市场的最优充电调度模型;文献[15]根据路况、距离等因素设计了行驶中EV的激励电价两步制定方法,考虑了EVA的激励成本,但不适用于对已经达到充电站的EV进行调控。较少有快充站内的实时DR策略能根据用户不同响应潜力制定激励电价,难以充分调动用户的积极性,也缺乏对EVA侧利益的考虑,影响到DR实施效果。因此如何根据不同用户响应能力和响应意愿的差异制定合理的激励电价,并通过EVA激励电价和用户充电计划两层决策优化来提高EV参与响应的主动性,对改善EV实时调控的实际应用效果具有重要意义。

收稿日期:2022-04-28;修回日期:2022-07-25

在线出版日期:2022-08-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52177085);中国博士后科学基金资助项目(2020M682704)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52177085) and China Postdoctoral Science Foundation Project(2020M682704)

基于此,本文提出了一种基于 DR 潜力模糊评估的 EV 实时调控优化模型。首先,建立用户的客观响应能力约束模型和考虑激励水平的主观响应意愿评估模型,结合客观响应能力和主观响应意愿计算 EV 响应潜力。然后建立激励型实时 DR 双层优化模型,上层模型以 EVA 激励成本最小为目标优化 EVA 激励电价,下层模型以用户平均充电满意度最高为目标优化 EV 充放电功率。最后,通过仿真验证本文所提模型和方法的有效性。

1 激励型实时 DR 框架

本文所提激励型实时 DR 框架为“电网公司-EVA-用户”,如图 1 所示。EVA 作为电网公司与用户的中介,可实现 EV 的分布式管理与调度,是本文所提激励型实时 DR 的主体。本文假设充电桩具备独立的信息处理与计算的能力,可以实现与 EVA 的通信及对 EV 充电功率的调控。在激励型实时 DR 中,充电站以与用户签订协议的方式规定其参与响应的义务,存在调控需求时 EVA 可以直接对签约用户的 EV 充电功率进行控制。EVA 通过为配电网提供 DR 服务和为 EV 提供充电服务获得收益^[16],并向参与 DR 的用户支付一定的经济激励。

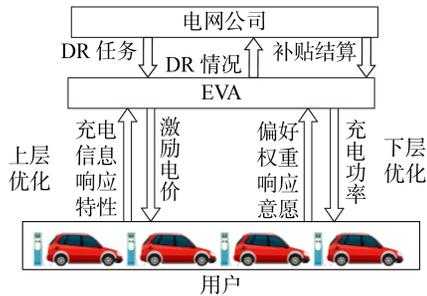


图 1 实时 DR 框架

Fig.1 Framework of real-time DR

实时调控的优化流程图见附录 A 图 A1,具体步骤如下:①步骤 1,以每 5 min 为 1 个时段,每个时段配电网调度中心根据当前负荷和峰荷控制目标确定下一个时段是否存在调控需求,若存在则确定 DR 任务并公布给 EVA;②步骤 2,智能充电桩在 EV 进站时获取其初始电量、期望电量、预计离开时间等信息,根据 EV 充电需求等约束计算其响应功率边界,确定其客观响应能力;③步骤 3,建立考虑激励水平的用户响应率模型,在此基础上采用模糊推理确定不同电价、电量需求和剩余驻留时间下的用户主观响应意愿;④步骤 4,结合 EV 的客观响应能力和主观响应意愿计算其响应潜力,据此制定合理的激励电价以最小化 EVA 激励成本,并将激励电价向用户公布;⑤步骤 5,对于接受激励电价的用户,根据其进站时提供的时间-费用偏好权重建立充电满意度

模型,以 EV 平均充电满意度最大为目标优化其下一个时段充放电功率,并由智能充电桩进行相应调控。

2 考虑主客观因素的 EV 响应潜力

EV 响应潜力受到多种因素的影响,为建立准确的 DR 潜力评估模型,本文在 EV 充放电模型的基础上建立 EV 的客观响应能力约束模型,提出考虑电价、电量需求等因素的用户主观响应意愿评估模型,基于模糊推理确定用户的充放电响应潜力。

2.1 EV 充放电模型

以锂电池为对象,在建模过程中忽略电池自放电过程,并近似认为每个优化时段内充放电功率恒定,可得到单辆 EV 的充放电模型,如式(1)所示。

$$\begin{cases} S_{ne}(i) = S_{ex}(i) - S_0(i) \\ S(i, t + \Delta t) = S(i, t) + \eta P(i, t) \Delta t / C_0 \\ \eta \sum_{t=t_{ar}(i)}^{t_{le}(i)} P(i, t) \Delta t / C_0 = S_{ne}(i) \\ -P_{dN} \leq P(i, t) \leq P_{cN} \\ S_{min} \leq S(i, t) \leq S_{max} \\ t \in [t_{ar}(i), t_{le}(i)] \end{cases} \quad (1)$$

式中: $S_{ne}(i)$ 为用户*i*的充电电量需求; C_0 为电池容量; $S_{ex}(i)$ 为用户*i*的期望荷电状态(SOC); $S_0(i)$ 为用户*i*接入时的 SOC; $S(i, t)$ 为用户*i*在*t*时刻的 SOC; η 为充(放)电效率,当 EV 充电时 η 取充电效率 η_c ,当 EV 放电时 η 取放电效率 η_d 的倒数; $P(i, t)$ 为用户*i*在*t*时刻的充(放)电功率; Δt 为时段间隔; P_{cN} 、 P_{dN} 分别为 EV 的额定充、放电功率; S_{max} 、 S_{min} 分别为 EV 电池的 SOC 上、下限; $t_{ar}(i)$ 、 $t_{le}(i)$ 分别为用户*i*的到站时刻和预计离开时刻。

2.2 EV 的客观响应能力约束模型

EV 客观响应能力是指满足其充电需求下的最大响应功率,受到 EV 电池安全电量、EV 充电需求、充电桩额定功率的限制,呈现时变特征,可以通过 EV 的充放电功率边界计算。各类约束如下。

1) EV 电池安全电量约束。

为了保证 EV 电池寿命, EV 参与 DR 带来的电量变化需要满足电池的安全电量约束,即:

$$S_{min} \leq S(i, t) + S_{DR}(i, t) \leq S_{max} \quad (2)$$

式中: $S_{DR}(i, t)$ 为用户*i*在*t*时刻以响应功率 $P(i, t)$ 充(放)电时造成的 SOC 变化量,计算式见附录 B 式(B1)。

2) EV 充电需求约束。

为了满足用户出行需要, EV 需要在离站之前充电至期望电量,因此其参与 DR 带来的电量变化量 $S_{DR}(i, t)$ 需要满足:

$$S(i, t) + S_{DR}(i, t) + S_{Tre}(i, t) \geq S_{ex}(i) \quad (3)$$

式中: $S_{Tre}(i, t)$ 为*t*时刻用户*i*在剩余驻留时间 $T_{re}(i, t)$ 内保持额定充电功率充电时的 SOC 变化量, $S_{Tre}(i, t)$ 、

$T_{re}(i, t)$ 的计算式分别见附录B式(B2)、(B3)。

3) 充电桩额定功率约束。

EV响应功率受到充电桩额定功率的限制,接受V2G的用户和不接受V2G的用户响应功率需要分别满足式(4)、(5)所示约束条件。

$$0 \leq P(i, t) \leq P_{cN} \quad (4)$$

$$-P_{dN} \leq P(i, t) \leq P_{cN} \quad (5)$$

结合上述3类约束,确定用户响应功率边界为:

$$P_m(i, t) \leq P(i, t) \leq P_M(i, t) \quad (6)$$

式中: $P_m(i, t)$ 、 $P_M(i, t)$ 分别为用户*i*在*t*时刻的最小充(放)电功率和最大充(放)电功率。由此计算用户*i*在*t*时刻的客观响应能力 $P^o(i, t)$ 为:

$$P^o(i, t) = P_{ns}(i, t) - P_m(i, t) \quad (7)$$

式中: $P_{ns}(i, t)$ 为用户*i*在站时间内的自然充电状态,即不参与DR时的功率,如附录B式(B4)所示。

考虑到接受V2G的用户对于充、放电响应的接受程度不同,其响应意愿受激励电价变化的影响不一致,将存在放电响应能力的V2G用户(此时 $P_m(i, t) < 0$)的响应潜力划分为2个部分,如式(8)、(9)所示。

$$P_c^o(i, t) = P_{ns}(i, t) \quad (8)$$

$$P_d^o(i, t) = \eta_d |P_m(i, t)| \quad (9)$$

式中: $P_c^o(i, t)$ 、 $P_d^o(i, t)$ 分别为用户*i*在*t*时刻的充、放电响应潜力,两者之和即为 $P^o(i, t)$ 。

2.3 用户的主观响应意愿评估模型

对于用户而言,是否参与DR由用户主观意愿决定,故EV响应潜力不仅受其客观能力的限制,还需考虑用户主观意愿的影响。以响应率表示用户的主观意愿,即用户愿意响应的最大功率占客观响应能力的比例,建立考虑多种因素的主观意愿评估模型。

2.3.1 考虑激励水平的用户响应率模型

根据消费者心理学模型^[17],当激励电价不超过用户的临界激励时,用户不愿意进行响应;当激励电价超过临界激励时,用户开始响应,且愿意响应的程度随激励电价的提高而增大,直到达到最大响应程度。但用户在同一激励水平下的响应意愿并非固定不变,会受到其他因素的影响,具有波动性,因此需要考虑响应意愿的波动程度。为此,对同一激励水平下的用户意愿设置积极响应和消极响应2种情况,以两者响应率之差表示用户响应意愿的波动程度。同时,考虑到用户在同一激励下对充、放电响应的接受程度不同,本文设置用户的充放电差异化响应率模型如图2所示。图中: c 为EVA对用户单位响应电量的激励价格; f_c 、 f_d 分别为用户的充、放电响应率; f_{cm} 、 f_{dm} 分别为用户最大充、放电响应率; c_{c1} 为用户充电响应临界激励,当激励电价高于该值时,用户充电响应率总是大于0; c_{d1} 为用户放电响应临界激励,当激励电价高于该值时,用户放电响应率始终

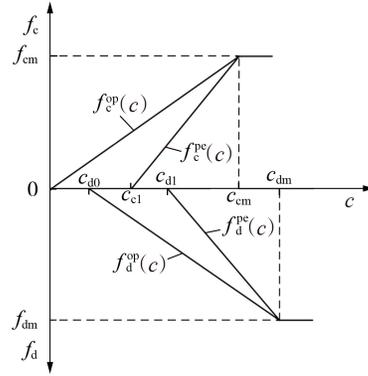


图2 EV用户的充放电响应率模型

Fig.2 Charge-discharge response rate model of EV user

大于0; c_{cm} 为充电响应饱和激励,当激励电价高于 c_{cm} 时,用户充电响应率总保持 f_{cm} ; c_{dm} 为用户放电响应饱和激励,当激励电价高于该值时,用户放电响应率总保持为 f_{dm} ; c_{d0} 为使用户参与放电响应的最低激励水平;曲线 $f_c^{op}(c)$ 、 $f_c^{pe}(c)$ 分别为用户充电积极响应和充电消极响应曲线,对应表达式分别见式(10)、(11);曲线 $f_d^{op}(c)$ 、 $f_d^{pe}(c)$ 分别为用户的放电积极响应和放电消极响应曲线,对应表达式分别见附录B式(B5)、(B6)。

$$f_c^{op}(c) = \begin{cases} c \frac{f_{cm}}{c_{cm}} & 0 \leq c \leq c_{cm} \\ f_{cm} & c > c_{cm} \end{cases} \quad (10)$$

$$f_c^{pe}(c) = \begin{cases} 0 & c \leq c_{c1} \\ \frac{c - c_{c1}}{c_{cm} - c_{c1}} f_{cm} & c_{c1} \leq c \leq c_{cm} \\ f_{cm} & c > c_{cm} \end{cases} \quad (11)$$

2.3.2 用户积极响应偏向程度

从上述模型可知,在某一激励水平*c*下,用户响应率波动范围为 $[f^{pe}(c), f^{op}(c)]$ 。当激励水平较低时,用户响应率波动范围较大。考虑到用户主观响应意愿除了和激励水平相关,还受到充电电价、EV电量等其他因素的影响,在上述模型基础上定义积极响应偏向程度 τ ,以描述用户受其他因素影响而偏向积极响应的程度,以此确定用户实际响应率,即:

$$f_s^r(c) = f_s^{pe}(c) + \tau(f_s^{op}(c) - f_s^{pe}(c)) \quad (12)$$

$$0 \leq \tau \leq 1 \quad (13)$$

式中: $f_s^r(c)$ 为用户的实际响应率,下标*s*表示EV响应方式,当EV通过充电参与DR时*s*取*c*,当EV通过放电参与DR时*s*取*d*。

2.4 基于模糊推理的EV响应潜力评估模型

2.4.1 积极响应偏向程度的模糊推理

不同用户的积极响应偏向程度 τ 有所差异,受到多种因素的影响。本文主要考虑当前充电电价*p*、EV当前电量需求 S_n 和EV剩余驻留时间 T_{re} 这3个因

素对 τ 的影响。当前时段的充电电价低时,用户偏向积极响应, τ 偏高,反之 τ 偏低;当前电量需求大时用户偏向消极响应, τ 偏低,反之 τ 偏高;当剩余驻留时间长时用户偏向积极响应, τ 偏高,反之 τ 偏低。由于难以建立四者之间准确的解析模型,而模糊控制可以在不清楚被控对象内部结构的情况下通过人为经验建立模型,受文献[18]的启发,本文采用模糊推理确定不同 p 、 S_n 、 T_{re} 下的 τ 。

考虑到用户当前电量需求 S_n 以 SOC 来表示,取值范围为 $[0, 1]$,故将 p 和 T_{re} 进行归一化处理后再作为模糊推理的输入,如式(14)、(15)所示。

$$p^1(t) = \frac{p(t)}{p_{\max}} \quad (14)$$

$$T_{re}^1(i, t) = \frac{T_{re}(i, t)}{t_{re}(i) - t_{ar}(i)} \quad (15)$$

式中: $p^1(t)$ 为 t 时刻充电电价 $p(t)$ 的归一化值; p_{\max} 为 EVA 峰时段的充电电价; $T_{re}^1(i, t)$ 为用户 i 在 t 时刻剩余驻留时长 $T_{re}(i, t)$ 的归一化值。

通过模糊推理确定用户 i 在 t 时刻的积极响应偏向程度,即:

$$\tau(i, t) = f(p^1(t), S_n(i, t), T_{re}^1(i, t)) \quad (16)$$

式中: $S_n(i, t)$ 为用户 i 在 t 时刻的电量需求。式(16)表示用户 i 在 t 时刻积极响应偏向程度 $\tau(i, t)$ 由模糊逻辑控制器 $f(\cdot)$ 运算输出,各变量的模糊化语言见附录 B 表 B1,模糊规则见附录 B 表 B2。

2.4.2 EV 充放电响应潜力计算方法

结合用户客观响应能力和主观响应意愿计算 EV 充放电响应潜力,如式(17)~(19)所示。

$$P^{cap}(i, t) = P_c^{cap}(i, t) + P_d^{cap}(i, t) \quad (17)$$

$$P_c^{cap}(i, t) = f_c^r(i, t) P_c^o(i, t) \quad (18)$$

$$P_d^{cap}(i, t) = f_d^r(i, t) P_d^o(i, t) \quad (19)$$

式中: $P^{cap}(i, t)$ 为用户 i 在 t 时刻的 DR 潜力,为此时刻充电响应潜力 $P_c^{cap}(i, t)$ 和放电响应潜力 $P_d^{cap}(i, t)$ 之和。

3 激励型实时 DR 的双层优化模型

在获取用户的响应潜力后,为给用户是否参与 DR 的选择权,同时兼顾各方利益,采用双层优化模型确定 EVA 激励电价和用户响应功率。上层优化变量为 EVA 对用户的激励电价,完成优化后将结果传递到下层作为下层的输入参数,在下层进行 EV 充电功率的优化。

3.1 上层优化——激励电价优化模型

3.1.1 激励电价的优化目标

激励型实时 DR 的上层优化为 EVA 激励电价的优化。在 DR 过程中,激励电价的调整范围和调整方式在合约中已经规定,是公开透明的。因此本文默认与充电站签约的用户都是接受充电站的激励电

价及其调整机制的。由第 2 节可知,对于 τ 较高的用户,使其达到某一响应率所需要的激励电价相对于 τ 较低的用户更低。当 τ 较高的用户的客观响应能力较大时,EVA 可以通过较低的激励成本获取较大的响应潜力。因此,本文根据考虑主客观因素的用户响应潜力制定合理的激励电价,尽量降低 EVA 激励成本,提高 EVA 的收益(EVA 收益的计算方法如附录 C 式(C1)~(C8)所示),即:

$$\min G(t) = \sum_{i=1}^{N_c(t)} P^{cap}(i, t) c(i, t) \quad (20)$$

式中: $G(t)$ 为响应时刻 t 的 EVA 激励成本; $N_c(t)$ 为此时充电站内的签约用户数量; $c(i, t)$ 为此时使用用户 i 响应 $P^{cap}(i, t)$ 功率所需要的激励电价。

3.1.2 激励电价的优化约束

各用户的激励电价需要处于 EVA 设置的激励电价范围内,同时各激励电价下的用户响应潜力之和需要满足配电网的削峰需求,故激励电价的优化约束如式(21)、(22)所示。

$$c_0 \leq c(i, t) \leq c_m \quad (21)$$

$$\sum_{i=1}^{N_c(t)} P^{cap}(i, t) \geq \delta_r P_{ne}(t) \quad (22)$$

式中: c_0 、 c_m 分别为 EVA 制定的最低、最高激励电价; δ_r 为满足配电网当前时刻削峰需求 $P_{ne}(t)$ 而设定的总响应潜力裕度。

3.2 下层优化——EV 充放电功率优化模型

3.2.1 充放电功率的优化目标

在确定激励电价后,EVA 将其下发给各用户,引导用户申报最终的响应意愿。响应的功率越大,用户获得的收益越高,但充满电所需要的时间会因此增加。考虑到不同用户对充电时间和充电费用具有不同的偏好,且两者无法同时降低,本文提出包含时间和费用 2 个方面的用户充电满意度模型,并以平均充电满意度最高为准则优化各 EV 充(放)电功率。

$$\max M(t) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p(t)} \gamma_T \alpha_T(i) M_T(i, t) + \gamma_F \alpha_F(i) M_F(i, t)}{N_p(t)} \quad (23)$$

式中: $M(t)$ 为响应时刻 t 的用户平均充电满意度; $N_p(t)$ 为此时接受激励电价的用户数量; $M_T(i, t)$ 、 $M_F(i, t)$ 分别为用户 i 此时的时间满意度和费用满意度; $\alpha_T(i)$ 、 $\alpha_F(i)$ 分别为用户 i 的时间、费用偏好权重,由用户在进站时提供给充电桩; γ_T 、 γ_F 分别为 M_T 、 M_F 的优化系数。

$M_T(i, t)$ 、 $M_F(i, t)$ 分别根据用户参与此次 DR 所延长的充电时间和所降低的充电费用计算,即:

$$M_T(i, t) = \frac{T_{re}(i, t)}{T_{re}'(i, t)} \quad (24)$$

$$M_F(i, t) = \frac{F(i, t)}{F'(i, t)} \quad (25)$$

式中: $T_{rc}(i, t)$ 、 $T'_{rc}(i, t)$ 分别为 t 时刻用户 i 参与 DR 前、后的后续充电时长; $F(i, t)$ 、 $F'(i, t)$ 分别为此时刻用户 i 参与 DR 前、后的后续充电费用, 计算方法如附录 C 式 (C9)~(C19) 所示。

3.2.2 充放电功率的优化约束

为满足用户的充电需求, EV 充(放)电功率需要处于该时段的响应功率边界内, 同时需要使 EV 的总响应潜力需要满足电网削峰需求, 因此 EV 充(放)电功率的优化约束如下:

$$P_m(i, t) \leq P(i, t) \leq P_M(i, t) \quad (26)$$

$$\delta_0 P_{nc}(t) \leq \sum_{i=1}^{N_e(t)} P(i, t) \leq \delta_m P_{nc}(t) \quad (27)$$

式中: δ_m 、 δ_0 分别为避免欠响应和过响应设置的总响应功率上、下裕度。

3.3 双层优化模型的求解算法

本文假设用户激励电价可以由 EVA 实现连续调节, EV 充放电功率可以由智能充电桩实现连续调控, 因此式 (20)、(23) 均为连续非线性求解问题, 双层优化均采用粒子群优化算法求解^[19]。

在本文所提双层优化策略中, 激励电价和充(放)电功率分别为上、下层优化模型的变量, 即需要寻优的粒子, 粒子维度为参与 DR 的 EV 数量, 上、下层优化中的粒子位置范围分别根据 EVA 激励电价的上下限和各 EV 的充电功率边界设置, 同时还需要满足相应模型的优化约束, 粒子适应度为优化模型中的目标函数值。迭代过程中, 每个粒子根据自己当前适应度与个体历史最优适应度和群体历史最优适应度更新自己的位置, 直到满足迭代停止条件后停止搜索, 获取最优解。在获得最优激励电价后, 将其作为下层优化模型的参数, 进而求解 EV 充(放)电功率, 实现 EV 参与 DR 的实时调控。

4 算例分析

4.1 仿真参数设置

本文以商业区常规负荷作为基础负荷, 并考虑 EV 接入配电网后对负荷峰值的影响。峰荷控制目标为 5266 kW; EV 充电的峰谷平时段划分采用广州市某充电站的实际电价数据, 如附录 D 表 D1 所示。

在 4.2 GHz 处理器和 16 GB 内存的计算机上进行仿真, 仿真参数设置如下: EV 总数为 600 辆; P_{cn} 、 P_{dn} 均为 60 kW; C_0 为 40 kW·h; η_c 、 η_d 均为 0.9; Δt 为 5 min; S_0 服从 $N(0.15, 0.1)$ 的正态分布; S_{ex} 服从 $U(0.6, 0.9)$ 的均匀分布; c_{e1} 、 c_{em} 分别为 1.5、3.5 元 / (kW·h); c_{d0} 、 c_{d1} 、 c_{dm} 分别为 0.5、2.0、4.0 元 / (kW·h); f_{cm} 、 f_{dm} 均为 1 p.u.; c_0 取 0; c_m 为 4.5 元 / (kW·h)^[15]; 参与响应的补贴标准 b_{EVA} 为 1.5 元 / (kW·h)^[16]; α_T 、 α_F 均为 0.5; γ_T 、 γ_F 根据 M_T 、 M_F 的数值大小分别取为 2.5 和 1; 单位放电量的电池损耗折算成本 L 为 0.5 元 / (kW·h)^[20];

δ_0 、 δ_m 分别为 0.9、1.1; 假设各响应时段签约用户均接受调控, 即 N_c 和 N_p 相等; 附录 A 图 A1 中上、下层优化粒子群数 m_0 和 m_1 均为 1000, 迭代次数 I_{m0} 和 I_{m1} 均为 300。

4.2 基于双层优化的实时 DR 策略有效性分析

假设签约 EV 用户占比为 100%, 采用本文所提方法对各响应时段的 EV 激励电价和充电功率进行优化。整体 EV 负荷优化曲线如图 3 所示, 各参与方相关响应指标如表 1 所示, 某响应时段参与响应的 EV 的削减功率如附录 D 图 D1 所示, 第 188 辆 EV 调控前、后的充电曲线如附录 D 图 D2 所示。

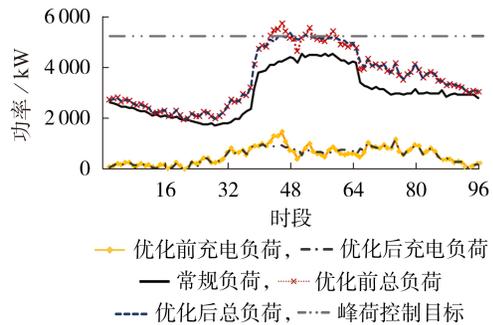


图3 EV 负荷优化情况

Fig.3 EV load optimization conditions

表1 DR 各参与方的响应指标

Table 1 Response indicators of DR participants

参与方	指标	数值	参与方	指标	数值
用户	充电时长平均 延长时间 / min	27	EVA	DR 前 净收益 / 元	4889
	充电费用平均 降低 / 元	46		DR 后 电网补贴 / 元	21539
	平均时间满意度	0.75	EVA	DR 后 净收益 / 元	12393
	平均费用满意度	1.84		DR 后 服务费 / 元	4804
	总响应时段数	22		DR 后 激励成本 / 元	13949
电网公司	EV 负荷削峰率 / %	20.27	净收益变比	2.53	
	总响应用户数	213			
	总负荷削峰率 / %	6.77			

由图 3 和表 1 可知, 由于在实施 DR 过程中充分考虑了用户的客观响应能力和主观响应意愿, 充电负荷响应效果良好。当总负荷即将超过峰荷控制目标时, 电网公司向 EVA 发布 DR 任务, 共有 22 个时段实施了 DR, 充电负荷削峰率达 20.27%, 总负荷削峰率达 6.77%, 配电网峰荷得到较为明显的改善。EVA 参与 DR 后净收益达到 12393 元, 净收益变比达到 2.53, 收益有明显提升。参与 DR 的用户的充电时长平均延长 27 min, 平均时间满意度达 0.75, 充电费用平均降低了 46 元, 平均费用满意度达 1.84, 即用户通过延长充电时间降低了充电成本。各方利益均得到满足, 激励型实时 DR 策略的有效性得到验证。

由附录 D 图 D1 可知, 在响应时段 EVA 对 EV 充

电功率的分配与其激励电价的大小相关。由于EVA对用户的激励电价越高,用户响应单位功率能获得的收益越大,其费用满意度就越高,因此激励电价高(激励电价的优化分析如4.3.1节所示)的用户削减功率大。由附录D图D2可知,单辆车的充电活动在调控后由存在调度需求的时段转移到后续非响应时段,同时,为了满足用户的充电目标,EVA会尽可能安排用户在最近的非响应时段充电。

此外,本文仿真完成单个时段的实时调度优化只需要2.5 s,可以满足实时调度的计算需求。

4.3 激励电价和充放电功率优化方法的有效性分析

4.3.1 考虑响应潜力的激励电价优化方法有效性分析

为了验证本文根据用户响应潜力制定激励电价这一方法的有效性,与文献[8-9]中只考虑激励电价对响应潜力的影响从而制定电价的方法进行对比。假设签约用户占比为100%,只考虑激励电价对响应潜力的影响时积极响应偏向程度 τ 为固定值,将 τ 分别设置为0.1(情景a)和0.9(情景b),与本文方法(情景c)进行对比,不同情景下的相关指标见表2,总负荷和充电负荷的优化情况分别见附录D图D3、D4。

表2 不同情景下DR各参与方的响应指标

Table 2 Response indicators of DR participants in different scenarios

参与方	指标	指标值		
		情景 a	情景 b	情景 c
电网公司	EV 负荷削峰率 / %	20.26	12.65	20.27
	总负荷削峰率 / %	6.28	3.06	6.77
EVA	DR后净收益 / 元	7297	4183	12393
	净收益变比	1.49	0.86	2.53
用户	τ 固定时平均响应潜力 / kW	35	35	35
	实际平均响应潜力 / kW	30	21	35
	平均激励电价 / [元·(kW·h) ⁻¹]	2.62	2.06	2.27

由表2和图D3、D4可知:与情景c相比,情景a下EVA的净收益偏低,用户的平均激励电价较高,这是因为当 τ 较低时需要较高的激励电价才能使用户提供足够的响应潜力,此时用户的响应潜力因为激励电价提高而增大,能够满足削峰需求,但此时EVA需要付出比情景c更大的激励成本,其收益降低;情景b下的配电网的削峰率和EVA的净收益最低,用户的平均激励电价也最低,这是由于该情景下设置的 τ 值较高,只需要以较低的激励电价就能使用户提供较大的响应潜力,但实际上用户获得的激励电价降低,其响应潜力因此减少,负荷的削峰率降低,出现了响应不足的情况,电网公司减少对EVA的补偿,EVA的净收益随之降低。

故仅考虑激励电价对用户响应潜力的影响时,EVA无法根据用户实际响应意愿制定合理的激励电价,会出现EVA收益减少及削峰效果差的问题,而

本文方法考虑多种因素对用户响应潜力的影响,制定的激励电价更合理,能更好地满足各方需求。

4.3.2 考虑不同偏好权重的充放电功率优化方法有效性分析

为了验证本文充放电功率优化方法有效性,假设签约用户占比为100%,对比分析用户不同的时间-费用偏好权重下的响应指标,如表3所示。

表3 用户不同偏好权重下的响应情况

Table 3 Response conditions of users with different preference weights

指标	指标值				
	1:9	3:7	1:1	7:3	9:1
总负荷削峰率 / %	7.49	7.43	6.77	5.85	5.38
DR后净收益 / 元	13205	12470	12393	11523	10674
净收益变比	2.70	2.55	2.53	2.36	2.18
响应时段平均功率 / kW	23	24	25	26	28
平均充电延长时间 / min	29	28	27	25	23
平均时间满意度	0.73	0.74	0.75	0.76	0.79
平均费用降值 / 元	48	47	46	44	41
平均费用满意度	1.90	1.85	1.84	1.74	1.59
平均综合满意度	1.89	1.85	1.86	1.85	1.93

注:表中数据为时间-费用偏好权重比值。

由表3可知,当用户对时间和费用的偏好权重不同时,用户的平均综合满意度较为一致,但总负荷削峰率、EVA收益变比和用户不同方面的充电满意度相差较大。当用户的费用偏好权重设置较高时,用户的平均充电费用降值相对较大,费用满意度较高。因为此时用户参与DR时更偏向于充电费用的降低,希望通过削减更多的充电功率获得更大的激励补偿,总负荷的削减程度因此增加,负荷削峰率相对于其他情况更高,电网公司对EVA的补贴增加,故EVA收益相对于其他情况更高,此时用户平均充电时间因为充电功率小而延长较多,故时间满意度低于其他情况。总体而言,用户可通过设置不同的时间-费用偏好权重使其不同偏好需求得到满足,综合满意度也可以保持较高的水平,验证了本文所提考虑用户不同偏好优化充放电功率方法的有效性。

4.4 不同的用户V2G参与度的响应情况分析

为验证本文考虑EV的V2G模式的优越性,分析不同的用户V2G参与度下的优化结果,如表4所示,某用户接受V2G与否的响应指标见附录D表D2。

表4 不同的用户V2G参与度下的优化结果

Table 4 Optimal results with different users V2G participation

参与方	指标	指标值		
		100%	60%	30%
电网公司	总负荷削峰率 / %	6.77	6.07	5.60
EVA	DR后净收益 / 元	9165	7789	5717
	净收益变比	1.87	1.59	1.69

注:表中数据为用户V2G参与度。

由表4可知,当V2G的参与度下降时,总负荷削峰率和EVA的收益随之降低。这是因为当参与V2G的用户减少时,EV的总客观响应潜力下降,EVA为满足配电网的削峰需求,需要提供给用户更高的激励电价以提升用户响应率,从而对EV的充电功率进行更大幅度的削减,这导致EVA激励成本增加,其净收益和收益变比因此降低。由表D2可知,该用户参与V2G时,充电时间与不参与V2G时相比有所延长,这是因为当用户参与V2G时,响应时段充电功率更低,花费的充电时间更多,时间满意度有所降低。但用户参与V2G时充电费用明显下降更多,这是因为用户允许放电时能提供更多的响应潜力,且EVA对用户参与放电响应的单位激励电价高于充电响应,因此用户接受V2G时能够获得更多的收益,其费用满意度和综合满意度更高。

根据上述分析,考虑EV的V2G模式能够实现更好的削峰效果,提升EVA的收益,用户接受V2G也能获得更多收益,提高充电满意度,故有必要考虑V2G模式,提升DR的实施效果,实现多方共赢。

5 结论

1)本文采用双层优化模型对激励电价和响应功率进行实时优化,可以根据用户响应潜力差异制定合理的激励电价,在满足电网削峰需求的前提下提升了EVA收益和用户满意度,兼顾了多方需求。

2)考虑主客观因素计算响应潜力并据此制定激励电价,能避免EVA以不必要的激励成本满足电网削峰需求以及低激励成本导致的响应不足问题,更好地平衡了各方利益。

3)考虑用户在接受调控时的优化偏好差异,建立了时间-费用综合充电满意度模型,可根据用户的不同偏好优化EV充电功率,满足了用户的不同需求。

本文考虑EV的V2G模式,充分挖掘EV响应潜力,达到了更好削峰效果,EVA的收益得到提高,用户参与V2G的充电成本能降低30%以上,各方参与V2G的积极性将明显增强。在未来电力市场改革更加深入时,用户有望通过参与V2G获得更多收益,对V2G的接受程度可能会逐步提高。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] PIELTAIN F, GOMEZ S, COSSENT R, et al. Assessment of the impact of plug-in electric vehicles on distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 206-213.
- [2] 杨思渊,姜子卿,艾芊. 考虑备用服务的电动汽车代理商竞价与定价联合优化[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 25-32.
YANG Siyuan, JIANG Ziqing, AI Qian. Joint optimization of bidding and pricing strategy for electric vehicle aggregators considering reserve service[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 25-32.
- [3] 徐智威,胡泽春,宋永华,等. 基于动态分时电价的电动汽车充电站有序充电策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3638-3646.
XU Zhiwei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Coordinated charging strategy for PEV charging stations based on dynamic time-of-use tariffs[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3638-3646.
- [4] CAO Yijia, TANG Shengwei, LI Canbing, et al. An optimized EV charging model considering TOU price and SOC curve[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 388-393.
- [5] 杨景旭,李钦豪,张勇军,等. 考虑电网需求匹配度的多EV聚合商需求响应削峰优化建模[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 125-134.
YANG Jingxu, LI Qin hao, ZHANG Yongjun, et al. Peak shaving optimization modeling for demand response of multiple EV aggregators considering matching degree of power grid demand[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 125-134.
- [6] 廖鑫,李婧,徐佳,等. 基于MDP及激励需求响应的电动汽车有序充电控制[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(5): 79-86.
LIAO Xin, LI Jing, XU Jia, et al. Research on coordinated charging control for electric vehicles based on MDP and incentive demand response[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(5): 79-86.
- [7] 魏震波,张海涛,魏平桢,等. 考虑动态激励型需求响应的微电网两阶段优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(19): 1-10.
WEI Zhenbo, ZHANG Haitao, WEI Ping'an, et al. Two-stage optimal dispatching for microgrid considering dynamic incentive-based demand response[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(19): 1-10.
- [8] 朱兰,刘仲,唐陇军,等. 充放电不确定性响应建模与电动汽车代理商日前调度策略[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3305-3317.
ZHU Lan, LIU Shen, TANG Longjun, et al. Modeling of charging and discharging uncertainty and research on day-ahead dispatching strategy of electric vehicle agents[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3305-3317.
- [9] 王俊杰,贾雨龙,米增强,等. 基于双重激励机制的电动汽车备用服务策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(10): 68-76.
WANG Junjie, JIA Yulong, MI Zengqiang, et al. Reserve service strategy of electric vehicles based on double-incentive mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(10): 68-76.
- [10] 黄廷城,张勇军. 基于充电失败风险排序的电动汽车充放电控制方法:CN107176046B[P]. 2019-10-18.
- [11] 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.
- [12] 苏海锋,梁志瑞. 基于峰谷电价的家用电动汽车居民小区有序充电控制方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(6): 17-22.
SU Haifeng, LIANG Zhirui. Orderly charging control based on peak-valley electricity tariffs for household electric vehicles of residential quarter[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(6): 17-22.
- [13] 唐佳,王丹,贾宏杰,等. 基于迟滞模型的集群电动汽车参与实时需求响应V2G控制策略研究[J]. 电网技术, 2017, 41(7): 2155-2165.

- TANG Jia, WANG Dan, JIA Hongjie, et al. A study of V2G control strategies of aggregated electric vehicles for real-time demand response based on hysteresis model[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2155-2165.
- [14] 宫鑫, 苏禹, 张小凤, 等. 计及激励型需求响应的电动汽车聚合商充电优化调度[J]. 现代电力, 2019, 36(6): 16-22.
GONG Xin, SU Yu, ZHANG Xiaofeng, et al. Optimal charging scheduling for electric vehicle aggregator considering incentive demand response[J]. Modern Electric Power, 2019, 36(6): 16-22.
- [15] 朱兰, 王坤, 唐陇军, 等. 考虑道路交通模型的电动汽车聚合商短时调度策略和响应激励设计[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2699-2712.
ZHU Lan, WANG Kun, TANG Longjun, et al. Electric vehicle aggregator dispatch strategy and response incentive mechanism based on road traffic model[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2699-2712.
- [16] 广州市工业和信息化局. 广州市工业和信息化局关于印发广州市虚拟电厂实施细则的通知[J]. 广州市人民政府公报, 2021(24): 39-46.
- [17] 常方宇, 黄梅, 张维戈. 分时充电价格下电动汽车有序充电引导策略[J]. 电网技术, 2016, 40(9): 2609-2615.
CHANG Fangyu, HUANG Mei, ZHANG Weige. Research on coordinated charging of electric vehicles based on TOU charging price[J]. Power System Technology, 2016, 40(9): 2609-2615.
- [18] 陈丽丹, 张尧, FIGUEIREDO Antonio. 电动汽车充放电负荷预测研究综述[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(10): 177-191.
CHEN Lidan, ZHANG Yao, FIGUEIREDO Antonio. Overview of charging and discharging load forecasting for electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(10): 177-191.
- [19] 姚蓝霓, 张勇军, 唐渊, 等. 考虑响应程度反馈和昼夜充电分布的公交车站双阶段响应模型[J/OL]. 电力自动化设备. (2022-04-20)[2022-07-03]. <http://10.16081/j.epae.202204063>.
- [20] 姚蓝霓, 李钦豪, 杨景旭, 等. 考虑电动汽车充放电支撑的配用电系统综合无功优化[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(6): 39-47.
YAO Lanni, LI Qin hao, YANG Jingxu, et al. Comprehensive reactive power optimization of power distribution and consumption system with support of electric vehicle charging and discharging[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(6): 39-47.

作者简介:



周星月

周星月(1999—),女,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车充电调度(**E-mail**: 971982462@qq.com);

黄向敏(1990—),男,博士研究生,主要研究方向为主动配电网规划与优化、电动汽车与新能源接入能量优化(**E-mail**: wingsxm@foxmail.com);

张勇军(1973—),男,教授,博士生导师,通信作者,主要研究方向为电力系统无功规划与控制、能源互联网的运行优化等(**E-mail**: zhangjun@scut.edu.cn)。

(编辑 王欣竹)

Real-time scheduling and optimization model of electric vehicles based on fuzzy evaluation of demand response potential

ZHOU Xingyue¹, HUANG Xiangmin¹, ZHANG Yongjun¹, TANG Yuan¹, YAO Lanni¹, YANG Jingxu²

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Digital Grid Research Institute of China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510670, China)

Abstract: Aiming at the overload problem of distribution network caused by large-scale access of EVs (Electric Vehicles) in fast charging places, a fuzzy evaluation method of demand response potential of EVs and a real-time scheduling optimization model are proposed. Firstly, based on the constraints of safety capacity of EV battery, EV charging demand, rated power of charging piles, a constraint model of user objective response capacity is proposed, and an evaluation model of user subjective response willingness considering incentive level is proposed. Secondly, combining objective response capacity and subjective response willingness, an evaluation model of EV user response potential is proposed, and the influences of charging price, current capacity demand and remaining residence time on user response willingness are determined by fuzzy reasoning. Then, a two-level optimization model of incentive type real-time demand response and its solution method are proposed. The upper optimization model optimizes the incentive price of EV aggregator with the goal of minimizing the incentive cost of EV aggregator, and the lower optimization model optimizes the charging and discharging power of EVs with the goal of the highest average charging satisfaction of users, thus fully tapping the response potential of users and taking into account the interests of grid company, EV aggregator and users. Finally, the effectiveness of the proposed model and method is verified by several groups of simulations.

Key words: electric vehicles; demand response potential; fuzzy reasoning; incentive mechanism; real-time optimization

附录 A

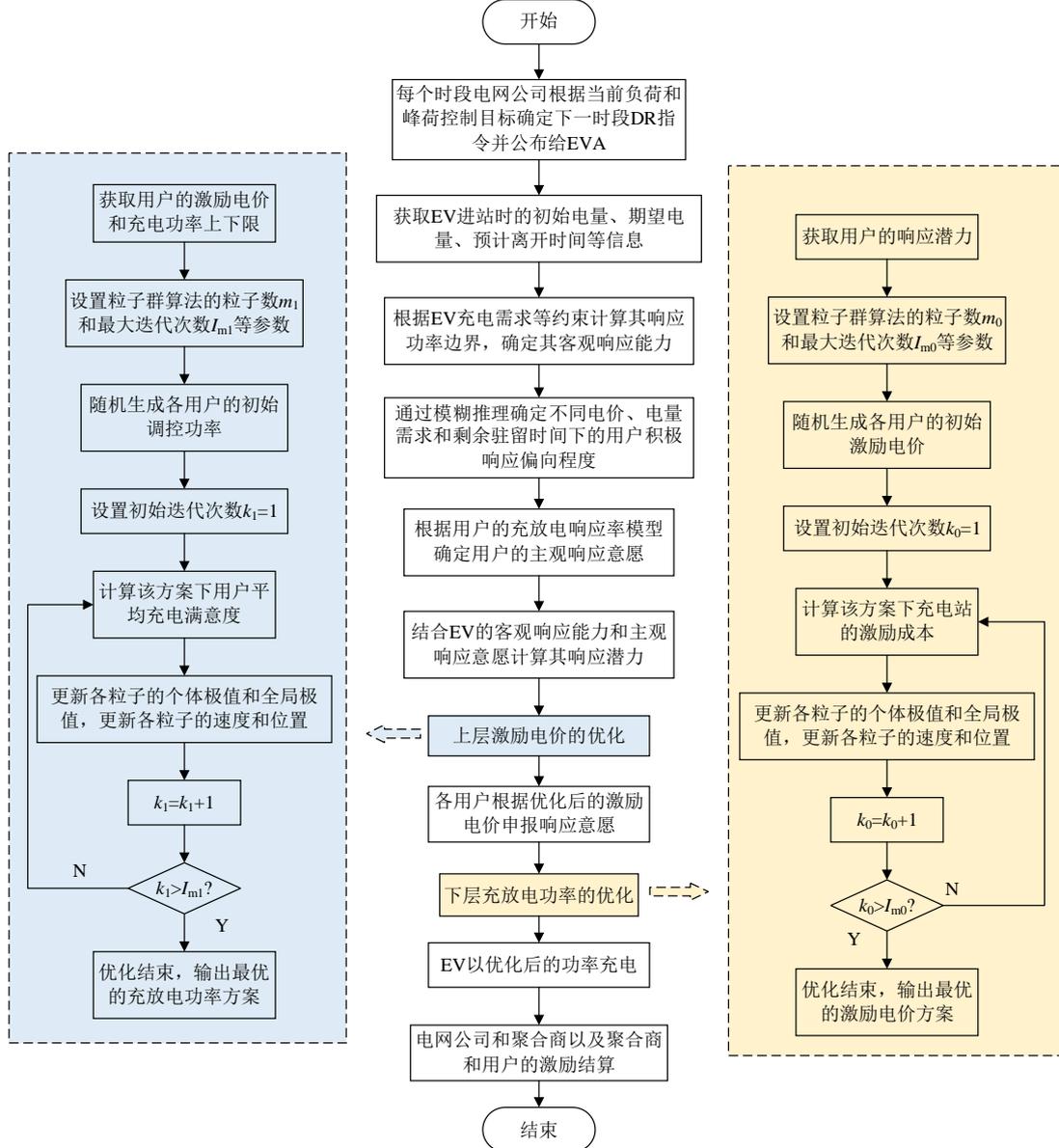


图 A1 实时调控优化流程图

Fig.A1 Flowchart of real-time scheduling optimization

附录 B

$$S_{\text{DR}}(i, t) = \begin{cases} \eta_c P(i, t) \Delta t / C_0 & P(i, t) > 0 \\ P(i, t) \Delta t / C_0 & P(i, t) \leq 0 \end{cases} \quad (\text{B1})$$

$$S_{\text{Tre}}(i, t) = \eta_c P_{\text{cN}} T_{\text{re}}(i, t) / C_0 \quad (\text{B2})$$

$$T_{\text{re}}(i, t) = t_{\text{le}}(i) - t \quad (\text{B3})$$

$$P_{\text{ns}}(i, t) = \begin{cases} 0 & S(i, t) \geq S_{\text{ex}}(i) \\ P_{\text{cN}} & S(i, t) < S_{\text{ex}}(i) \end{cases} \quad t \in [t_{\text{ar}}(i), t_{\text{le}}(i)] \quad (\text{B4})$$

$$f_{\text{d}}^{\text{op}}(c) = \begin{cases} 0 & c \leq c_{\text{d0}} \\ \frac{c - c_{\text{d0}}}{c_{\text{dm}} - c_{\text{d0}}} & c_{\text{d0}} \leq c \leq c_{\text{dm}} \\ f_{\text{dm}} & c > c_{\text{dm}} \end{cases} \quad (\text{B5})$$

$$f_d^{\text{pe}}(c) = \begin{cases} 0 & c \leq c_{d1} \\ \frac{c - c_{d1}}{c_{dm} - c_{d1}} & c_{d1} \leq c \leq c_{dm} \\ f_{dm} & c > c_{dm} \end{cases} \quad (\text{B6})$$

表 B1 各变量模糊语言

Table B1 Fuzzy language of each variable

变量	充电电价 p	当前电量需求 S_n	剩余驻留时间 T_{re}	积极响应偏向程度 τ
模糊语言	谷, Valley (V)	小, Small (S)	短, Short (S)	低, Low (L)
	平, Level (L)	中, Medium (M)	中, Medium (M)	中, Medium (M)
	峰, Peak (P)	大, Big (B)	长, Long (L)	高, High (H)

表 B2 模糊规则

Table B2 Fuzzy rules

充电电价 p	当前电量需求 S_n	剩余驻留时间 T_{re}	积极响应偏向程度 τ
V	S	S	H
V	S	M	H
V	S	L	H
V	M	S	H
V	M	M	H
V	M	L	M
V	B	S	H
V	B	M	M
V	B	L	M
L	S	S	H
L	S	M	H
L	S	L	H
L	M	S	H
L	M	M	M
L	M	L	M
L	B	S	H
L	B	M	M
L	B	L	L
P	S	S	H
P	S	M	H
P	S	L	H
P	M	S	H
P	M	M	M
P	M	L	L
P	B	S	H
P	B	M	L
P	B	L	L

附录 C

EVA 的净收益根据其收入和支出之差计算，其收入即电网公司的补贴，计算方法如下：

$$F_G(t) = W_y(t) b_{\text{EVA}} a \quad (\text{C1})$$

$$W_y(t) = \begin{cases} 0, D_f(t) < 0.8 \\ W(t), 0.8 \leq D_f(t) \leq 1.2 \\ 1.2 \cdot W(t), D_f(t) > 1.2 \end{cases} \quad (\text{C2})$$

$$D_f(t) = \frac{W(t)}{P_{nc}(t) \cdot \Delta t} \quad (\text{C3})$$

$$W(t) = \sum_{i=1}^{N_p(t)} (P_{ns}(i,t) - P(i,t)) \cdot \Delta t \quad (C4)$$

式中： $F_G(t)$ 为时段 t 电网公司对 EVA 的补贴； $W_y(t)$ 为该时段有效响应电量； b_{EVA} 为参与响应的补贴标准，通常取 0~5（元/kW h）； a 为响应系数，实时削峰 DR 下取 3； $D_f(t)$ 为该时刻响应完成度； $W(t)$ 为该时段实际响应电量。

EVA 的支出包括对用户的激励成本和服务费收入损失，计算如下：

$$F_{BT}(t) = \sum_{i=1}^{N_p(t)} F_B(i,t) \quad (C5)$$

$$\begin{cases} F'_{ser}(t) = F_{ser}(t) - \Delta F_{ser}(t) \\ F_{ser}(t) = \sum_{i=1}^{N_c(t)} P(i,t) c_{ser}(t) \Delta t \end{cases} \quad (C6)$$

式中： $F_{BT}(t)$ 为 EVA 时段 t 的激励成本； $\Delta F_{ser}(t)$ 为 EVA 时段 t 的服务费收入损失； $F_{ser}(t)$ 、 $F'_{ser}(t)$ 分别为 EVA 时段 t 响应前、后的充电服务费收入； $c_{ser}(t)$ 为时段 t 的服务电价。

由此，可以计算 EVA 参与 DR 后的净收益 F_{EVA} 和净收益变比 η_{EVA} ：

$$F_{EVA} = \sum_{t=1}^T (F_G(t) + F'_{ser}(t) - F_{BT}(t)) \quad (C7)$$

$$\eta_{EVA} = \frac{F_{EVA}}{\sum_{t=1}^T F_{ser}(t)} \quad (C8)$$

式中： T 为一天的总时段数。

EV 参与响应前、后的后续充电时长的计算如下：

$$T_{rc}(i,t) = \frac{(S_{ex}(i) - S(i,t)) \cdot C_0}{\eta P_{cN} \Delta t} \quad (C9)$$

$$T'_{rc}(i,t) = \frac{(S_{ex}(i) - S_{vt}(i,t+1)) C_0}{\eta P_{cN} \Delta t} + \Delta t \quad (C10)$$

$$S_{vt}(i,t+1) = S(i,t) + \frac{\eta P(i,t) \Delta t}{C_0} \quad (C11)$$

式中： $S_{vt}(i,t+1)$ 表示第 i 辆 EV 在响应时段 t 以功率 $P(i,t)$ 充电后的虚拟电量。

EV 参与响应前、后的后续充电费用计算如下：

$$F(i,t) = \sum_{j=t}^{t+T_{rc}(i,t)} p(j) \Delta t \cdot P_{cm} \quad (C12)$$

$$F'(i,t) = F_p(i,t) + F_A(i,t) - F_{DR}(i,t) \quad (C13)$$

$$F_p(i,t) = p(t) P(i,t) \Delta t \quad (C14)$$

$$F_A(i,t) = \sum_{j=t+1}^{t+T'_{rc}(i,t)-1} p(j) P_{cN} \Delta t \quad (C15)$$

$$p(t) = p_g(t) + p_{ser}(t) \quad (C16)$$

式中： $p(t)$ 为 t 时段的单位充电电价，为该时段电网电价 $p_g(t)$ 和服务电价 $p_{ser}(t)$ 之和； $F'(i,t)$ 包括当前时段的充电费用 $F_p(i,t)$ 、后续时段的充电费用 $F_A(i,t)$ 和参与 DR 获得的净收益 $F_{DR}(i,t)$ 。

当用户仍需充电且进行充电响应时， $F_{DR}(i,t)$ 为用参与 DR 获得的补贴；当用户无需充电而进行充电响应时， $F_{DR}(i,t)$ 需要扣除充电引起的电池损耗成本；当用户进行放电响应时， $F_{DR}(i,t)$ 除了需要扣除电池损耗成本，还需扣除补电成本，即：

$$F_{DR}(i,t) = \begin{cases} F_B(i,t) & s = c, P_{ns}(i,t) = P_{cm} \\ F_B(i,t) - F_L(i,t) & s = c, P_{ns}(i,t) = 0 \\ F_B(i,t) - F_L(i,t) - F_C(i,t) & s = d \end{cases} \quad (C17)$$

$$F_B(i,t) = c(i,t) | P_{ns}(i,t) - P(i,t) | \Delta t \quad (C18)$$

$$F_L(i,t) = L \cdot \Delta t \cdot P(i,t) \quad (C19)$$

式中： $F_B(i,t)$ 为用户参与 DR 的补贴； $F_L(i,t)$ 为用户通过放电参与 DR 的电池损耗折算成本； L 为单位放电量的电池损耗折算成本； $F_C(i,t)$ 为用户参与放电响应的补电成本，和当前时段充电费用 $F_p(i,t)$ 相等。

附录 D

表 D1 充电站分时电价

Table D1 Time-of-use price of charging station

时段	时间	电网电价/[元·(kW h) ⁻¹]	服务电价/[元·(kW h) ⁻¹]
谷时段	00: 00—08: 00	0.38	0.31
平时段	08: 00—14: 00; 17: 00—19: 00; 22: 00—24: 00	0.65	0.43
峰时段	14: 00—17: 00; 19: 00—22: 00	1.03	0.25

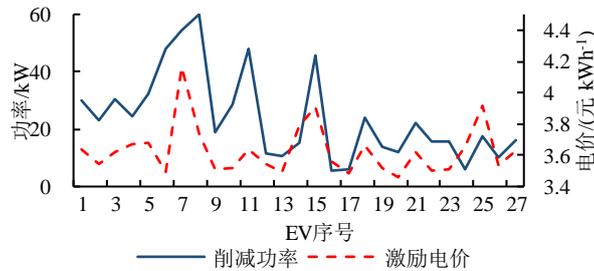


图 D1 某响应时段各 EV 调控情况

Fig.D1 Regulation of each EV in certain response period

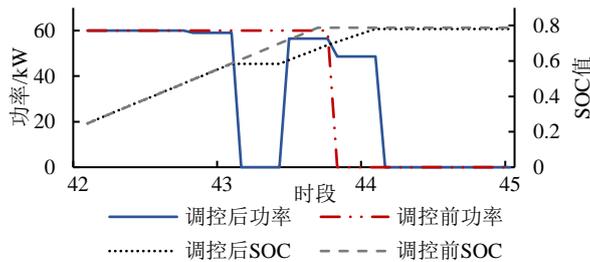


图 D2 第 188 辆 EV 调控前后的充电曲线

Fig.D2 Charging curve of 188th EV before and after scheduling

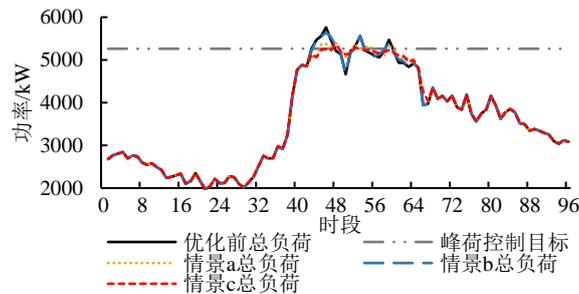


图 D3 不同情景下的总负荷优化情况

Fig.D3 Optimization of total load in different scenarios

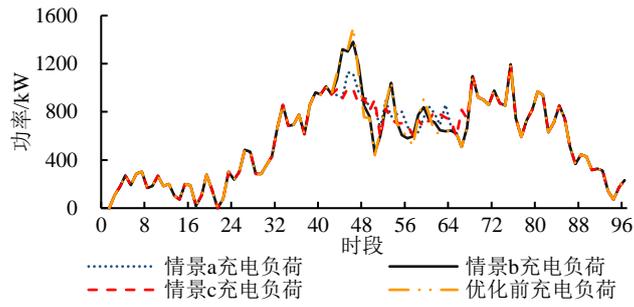


图 D4 不同情景下充电负荷优化情况

Fig.D4 Optimization of charging load in different scenarios

表 D2 某用户接受 V2G 与否的响应指标对比

Table D2 Comparison of response indicators of whether user accept V2G or not

指标	指标值	
	接受 V2G	不接受 V2G
响应时段平均功率/kW	25	32
充电延长时间/min	27	20
时间满意度	0.75	0.78
充电费用降值/元	46	41
费用满意度	1.84	1.33
综合满意度	1.86	1.64