

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

洪奕, 刘瑜俊, 徐青山, 尹宏源, 黄煜, 胡澄

(东南大学电气工程学院, 江苏南京 210096)

摘要:针对当前我国绝大部分城市还难以大规模地实现电动汽车需求响应的情况,开展了配电网中电动汽车充电需求响应研究,提出一种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。该策略的目的是在降低电网灵活性资源的投资成本、负荷峰谷差和不匹配功率的同时,降低电动汽车用户的充电成本。基于带精英策略的快速非支配排序遗传算法对多目标优化模型进行求解,并考虑了用户响应不确定性和响应策略的多样性。仿真结果表明所提混合型精准需求响应策略可以降低用售双方的成本,实现负荷削峰填谷和平抑不匹配功率,且都优于单一型需求响应策略。

关键词:电动汽车;需求响应;积分制;分时电价;精准营销

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202007017

0 引言

现阶段,随着新能源的并网,电网的发电功率将有更多的不确定性,其与负荷间的不匹配功率也将有更大的波动^[1]。对于消纳低频且持续时间较长的不匹配功率而言,往往需依靠配电侧的灵活性资源就地平衡^[2],如配置储能系统(ESS)、依靠需求响应(DR)。但如果大量使用ESS和用户匹配程度低的需求响应策略,则会增加电网的建设和运行成本。

电动汽车(EV)作为传统汽车的替代品,其在节能减排和参与需求响应方面有巨大的潜力。目前关于EV充电行为的研究大多是基于EV的用途^[3],而基于实测充电数据进行的研究则较少。根据这类数据,若对EV用户进行分类,并将相关服务信息精准地推送至特定类型的EV用户,则可增加用户与需求响应策略的匹配程度,即实现EV充电的精准营销。

目前我国电力公司还没有出台针对不同类型EV用户且可以指导其有序进行需求响应的政策,即还处于“政策空窗期”^[4]。文献[5]指出超过半数的消费者对推行的EV充电政策都不是很了解;文献[6]指出具有不同统计特征的EV用户对激励政策的认知和行为偏好存在差异;文献[7]指出供电侧在兼顾需求侧利益的同时,仍需基于消费心理考虑用户响应的不确定性,否则会使需求响应失去灵活性,从而偏离实际的响应目标。因此,在建立需求响应策略时,应充分考虑用户的不确定性和舒适度,同时提

高政策的可理解度^[8]。另一方面,在我国大范围实施车网互动V2G(Vehicle to Grid)^[9]来实现负荷的削峰填谷和平抑负荷波动仍有一段“技术空窗期”。从实用角度考虑,目前仍应以单向充电为主。

考虑不同的调节用电原理和引导手段,促进EV参与需求响应的机制主要有以下2种:一种是基于价格的需求响应PSDR(Price-Sensitive Demand Response)^[10],另一种是基于激励的需求响应IBDR(Incentive-Based Demand Response)^[11]。文献[12]设计了一种动态电价机制,电价的高低与实时负荷有关,但对EV的充电执行统一调度,忽视了EV用户的自主性。文献[13]在动态电价充电机制的基础上,考虑了用户的自主选择,但仅考虑了能够参与全天调度的用户。文献[14]采用基于日前申报和签订合同的EV调度激励机制,从而减小制定实际调度方案时的决策风险。文献[15]建立了一种公平需求响应机制,参与度越高的用户将获得更多的价格优惠,通过激励最大化来实现整个电力系统的成本最小化。目前,少有研究在基于PSDR对负荷进行削峰填谷的同时,通过针对不同类型EV的IBDR来平抑不匹配功率波动,但该方法将在很大程度上节省灵活性资源的投资费用^[16]。

基于上述分析,本文提出了一种基于积分制和分时电价的电动汽车混合型精准需求响应HTDR(Hybrid Targeted Demand Response)策略。综合考虑具有不同行为模式EV的可调度范围和用户心理,将基于分时电价的PSDR和基于积分制的IBDR相结合,旨在保证用户经济性的同时,实现负荷削峰填谷以及降低电网的建设费用。最后,以天津市西青区的配电网负荷场景为例,采用带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)进行多目标优化求

收稿日期:2020-03-27;修回日期:2020-05-22

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFA0700300);国网天津市电力公司科技项目(kj17-1-02)

Project supported by the National Key R&D Program of China (2017YFA0700300) and the Science & Technology Project of State Grid Tianjin Electric Power Company(kj17-1-02)

解。与 PSDR 和 IBDR 策略进行对比分析,验证了本文所设计的 HTDR 策略的有效性和优越性。

1 基于积分制的 IBDR 模型

1.1 EV 充电积分制的基本原理

EV 充电积分制方案的本质是在现有峰谷电价规则的基础上,实现更多时段的电价变动。但电价变动并不仅仅由实际货币支出的大小体现,而是将用户充电过程中所获得的积分当作一种交易媒介。用户可以利用所获得的积分来兑换直接经济补偿、物品和增值服务。

1.2 积分方案设计与实施流程

本文所设计的基于积分制的 IBDR 的实施流程如图 1 所示。

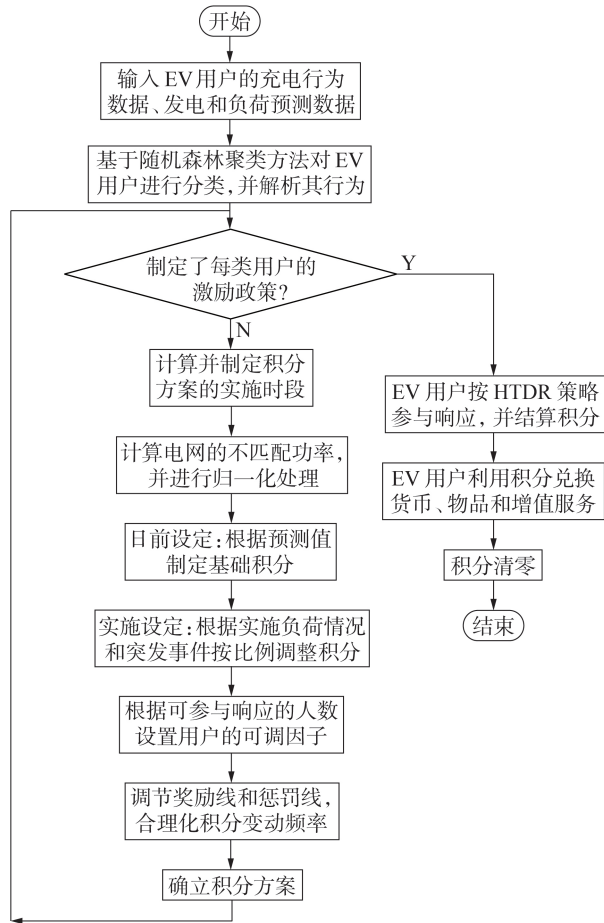


图 1 基于积分制的 IBDR 的实施流程

Fig.1 Implementation process of IBDR based on integral system

1.2.1 含 EV 负荷的电网不匹配功率计算

发电预测数据、负荷数据是进行积分方案设计的重要基础。本文设定以 1 d 为一个测量和调度周期,每 15 min 为一个测量和调度窗口。传统的火力发电数据是根据方案实施地区的负荷数据预测得到的,而风力、光伏的发电数据分别根据 Weibull 分布、

Beta 分布模拟得到^[17]。在制定积分方案的过程中,所使用的负荷可以是方案实施地区某个季节下的实测典型日负荷曲线。记 t 时刻的发电功率与负荷功率的差值 $\Delta P(t)$ 为不匹配功率,可根据式(1)计算得到。

$$\Delta P(t) = G(t) - L(t) = G(t) - L_{\text{base}}(t) + \sum_{i=1}^m L_{\text{EV}i}(t) \quad (1)$$

其中, $G(t)$ 为 t 时刻传统火力、风力和光伏发电的预测功率之和; $L(t)$ 为 t 时刻的总负荷功率; $L_{\text{base}}(t)$ 为 t 时刻的原始负荷功率; $\sum_{i=1}^m L_{\text{EV}i}(t)$ 为 t 时刻总的 EV 充电负荷; m 为 t 时刻正在充电的 EV 数量。

1.2.2 积分方案划分

本文采用文献[18]中的随机森林聚类方法,根据实测的城市 EV 充电起始时刻、结束时刻和充电电量,对 EV 充电行为进行聚类,由此将 EV 用户分成若干类。为了使 IBDR 策略得到有效的实施,针对每类 EV 用户的行为特点和所在时段的功率不匹配情况,为每类 EV 用户制定一套具有针对性的积分方案。

每套积分方案的运作时段与 EV 类型有关,设定第 i 类 EV 在 1 d 内的有效时段为 $[t_{\text{start}i}, t_{\text{end}i}]$,其中 $t_{\text{start}i}$ 为第 i 类 EV 的最早起始充电时刻, $t_{\text{end}i}$ 为第 i 类 EV 的最晚结束充电时刻。

各时段积分值的大小主要由不匹配功率的大小决定,但两者的量纲不同,不能直接转化。为此,本文根据每套积分方案的时间划分,首先根据式(2)对第 i 套积分方案时段内的不匹配功率 $\Delta P_i(t)$ 进行归一化处理。

$$\Delta P_i^*(t) = \frac{\Delta P_i(t)}{\max \{ |\Delta P_i(t)| \}} \quad (2)$$

其中, $\Delta P_i^*(t)$ 为第 i 套积分方案所涵盖时段内不匹配功率的标么值; $\max \{ \}$ 表示取最大值。

1.2.3 各个时段积分值的设定

本文所设计的积分制主要基于日前的负荷与发电预测数据,得到的积分将被提前一天发布于各个平台,以便于 EV 用户查看和安排充电时段。在第 i 套积分方案中,每个时段的积分基数 $C_b(t)$ 为:

$$C_b(t) = \lambda \Delta P_i^*(t) \quad (3)$$

其中, λ 为积分值的调节系数。

考虑到预测的负荷和发电数据与实际数据间存在偏差,需根据当日的实际情况进行调整。但由于用户已经根据日前发布的积分基数制定了充电方案,为了保证用户参与需求响应的积极性,规定在正常情况下调整积分时不会过多地改变积分的大小。但是当出现突发状况,如负载突降或发电设备发生故障时,则需要大幅度地改变积分的大小。考虑到响应的滞后性,当日 t 调度时刻的实时积分 $C_{\text{bl}}(t)$ 为:

$$C_{\text{bl}}(t) = \lambda \Delta P_i^*(t) + \lambda_{\text{real}} \Delta P_{i-1}^*(t-1) \quad (4)$$

其中, $\Delta P_{i-1}^*(t-1)$ 为当日 $t-1$ 调度时刻的不匹配功率的标么值; λ_{real} 为控制实时调节影响程度的比例系数。为了提高方案的新颖性且提升用户的响应速度, 可以通过抢限时积分红包的形式发送。通过积分政策的浏览情况可以统计得到次日可参与调度的EV用户数量 N , 以此确定可调EV用户因子 λ_N 和修改后的实时积分 $C_{b2}(t)$, 分别如式(5)和式(6)所示。

$$\lambda_N = 2 - N/N_{\max} \quad (5)$$

$$C_{b2}(t) = f_1\{\lambda_N C_{b1}(t)\} \quad (6)$$

其中, $N_{\max}$ 为某套积分方案允许的最大EV用户数量; $f_1\{\cdot\}$ 为取整函数, 以便于统计积分。 λ_N 的正常取值范围为 $(0, 2)$ 。当 $N < N_{\max}$ 时, 为了刺激更多的用户参与需求响应, 令 $\lambda_N > 1$, 即增大了积分系数; 当某个时段参与的用户过多, 即 $N > N_{\max}$ 时, 令 $\lambda_N < 1$, 进而削弱对用户的激励。

文献[19]指出, 频繁地改变电价将降低用户的响应率, 过于频繁出现的积分同样会降低响应率。并且, 如果将EV充电行为分散在太多不同的时段, 则将分散调度能力。相反地, 如果设置过少的积分奖励时段, 则用户可能会集中在某个奖励时段充电, 从而造成新的负荷尖峰。为此, 本文设定了积分奖励线和积分惩罚线。

综上所述, 最终得到EV积分方案 i 中 t 时刻的积分值 $C_{ri}(t)$ 为:

$$C_{ri}(t) = \begin{cases} f_1\{C_{b2}(t) - C_{ru,i}\} & C_{b2}(t) \geq C_{ru,i} \\ 0 & C_{rd,i} < C_{b2}(t) < C_{ru,i} \\ f_1\{C_{b2}(t) - C_{rd,i}\} & C_{b2}(t) \leq C_{rd,i} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $C_{ru,i}$ 、 $C_{rd,i}$ 分别为EV积分方案 i 的积分奖励线、积分惩罚线。积分奖励线 C_{ru} 的取值范围为 $[0, \max\{C_{b2}\}]$, 积分惩罚线 C_{rd} 的取值范围为 $[\min\{C_{b2}\}, 0]$ ($\min\{\cdot\}$ 表示取最小值), 且两者都是整数。

考虑到积分制的实际可操作性, 规定每个EV用户在一定的时段内仅可选择1套积分方案, 其他积分方案的积分与之无关。设积分值每15 min内最多变动1次, 且每次的积分值都是整数。为简便模型, 假定每套积分方案中每1分的价值(credit price)相同且确定后就不发生改变, 设为 C_p (单位为元/分)。

1.2.4 积分兑换与折算

为了简化后续计算, 本文将所有服务统一折算成经济补偿。由此得到所有分类中EV的积分补偿 C_c 为:

$$C_c = \sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=1}^{n_i} C_{Cij} = \sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=1}^{n_i} \left(C_p \sum_{t=t_{\text{start}ij}}^{t_{\text{end}ij}} C_{ri}(t) \right) \quad (8)$$

其中, n_i 为第 i 类EV总数量; N_p 为积分方案数量, 即EV类别的数量; C_{Cij} 为第 i 类EV分群中第 j 辆EV充电时获得的积分补偿; $t_{\text{start}ij}$ 、 $t_{\text{end}ij}$ 分别为第 i 类EV分群

中第 j 辆EV的起始充电时刻、结束充电时刻。

2 EV充电行为与响应方式建模

2.1 实测EV充电行为数据处理

实测EV充电行为数据通常包括充电起始时刻、结束时刻、充电电量、充电位置。为降低模型的复杂性, 本文将基于设定的观察时间窗口, 在不大幅度改变原始充电行为的情况下, 假设最小的充电状态变化周期为15 min。实际的充电功率为多个固定值。

2.2 EV用户响应的不确定性

在实际需求响应过程中, EV用户群的响应情况必然存在不确定性。

本文建立的计及不确定性的EV用户群的响应曲线如图2所示。将参与响应的EV用户数量与总EV用户数量的比值称为用户响应率。用户响应率的不确定性可用图中曲线上下限区间 $[\eta^{\text{down}}, \eta^{\text{up}}]$ 范围内的随机数来描述。在实际操作中, 可以通过用户抽样调查和统计学方法确定其大致范围。

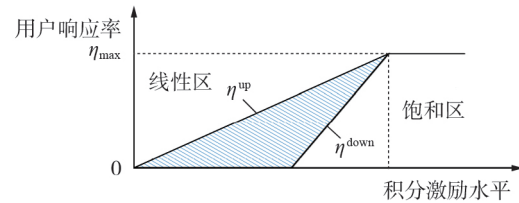


图2 计及不确定性的EV用户响应曲线

Fig.2 Response curve of EV user considering uncertainties

当积分激励水平为 x 时, 第 i 类EV用户群的用户响应率为 $\eta_i(x) \in [\eta_i^{\text{down}}(x), \eta_i^{\text{up}}(x)]$, 且 $\eta_i(x)$ 是在该区间范围内服从数学期望为 $\mu(x)$ 、方差为 $\sigma^2(x)$ 的正态分布的随机变量。根据正态分布的经验法则, 根据该区间上下限的表达式可计算得到数学期望 $\mu(x)$ 、方差 $\sigma^2(x)$ 分别为:

$$\mu(x) = (\eta_i^{\text{down}}(x) + \eta_i^{\text{up}}(x))/2 \quad (9)$$

$$\sigma^2(x) = (\eta_i^{\text{up}}(x) - \mu(x))/3 \quad (10)$$

2.3 3种政策下EV用户的响应方式

首先设定每类EV的行为只会在该类的特定时段内发生变动。在EV用户参与需求响应的过程中, 由于没有放电的要求, EV用户的充电电量往往保持不变。充电功率由充电桩决定, 也可认为是固定值。所以在现有的技术背景下, 单个EV用户参与需求响应的方式主要是改变其充电起始时刻。

除无序充电外, 可供EV用户参与需求响应的政策大致有以下3种: ①仅PSDR; ②仅IBDR; ③兼顾PSDR和IBDR, 即HTDR。

(1) 仅PSDR。

常见的分时电价 c_{pfv} 的模型可以表示为:

$$c_{\text{pfv}} = \begin{cases} c_p & t \in T_p \\ c_f & t \in T_f \\ c_v & t \in T_v \end{cases} \quad (11)$$

其中, c_p 、 c_f 、 c_v 分别为峰、平、谷电价,且满足 $c_p > c_f > c_v$; T_p 、 T_f 、 T_v 分别为峰电价、平电价、谷电价时段。 c_{pfv} 可直接选取方案实施所在城市的分时电价。

采用 EV 用户需求响应度定量模型计算 EV 用户在不同时段间的转移率 $\eta_{ij\text{-pfv}}$, 如式 (12) 所示。

$$\eta_{ij\text{-pfv}} = \begin{cases} 0 & 0 < \Delta c \leq l_c \\ \eta_{\text{pfv_max}} \frac{\Delta c - l_c}{h_c - l_c} & l_c < \Delta c \leq h_c \\ \eta_{\text{pfv_max}} & \Delta c > h_c \end{cases} \quad (12)$$

其中, Δc 为电价差; l_c 为用户需求响应的启动阈值; h_c 为用户需求响应的饱和阈值; $\eta_{\text{pfv_max}}$ 为用户转移率的上限值。

(2) 仅 IBDR。

在 EV 用户的决策过程中, 假设只会将充电起始时刻转移到含更高积分的时段开始充电, 即用户只会在原始充电时段和含更高积分的时段之间做选择。因此, 用户首先会找出所有含更高积分的时段, 并且计算每个含更高积分的时段与原始时段间的积分值之差。此外, EV 用户可能有保持原有充电习惯的倾向, 在考虑积分值之差的同时, 还需考虑用户选择原始时段或者积分相同时段充电的可能性。根据古典概率模型, 设定积分值之差加上原始时段积分的影响即为基本事件, 而所有基本事件之和为概率模型的基本空间。

根据上述理论, 建立在仅 IBDR 策略下用户行为转变的古典概率模型。在第 i 类 EV 用户群中, 原处于 t_{k_0} 时刻的第 j 辆 EV 选择更高积分时刻 t_{k_s} 的概率 $\eta_{ij\text{-}k_s}$ 为:

$$\eta_{ij\text{-}k_s} = \frac{C_r(t_{k_s}) - C_r(t_{k_0}) + |C_r(t_{k_0})| \alpha}{\sum_{m=0}^n (C_r(t_{k_m}) - C_r(t_{k_0}) + |C_r(t_{k_0})| \alpha)} \quad C_r(t_{k_s}) \geq C_r(t_{k_0}) \quad (13)$$

其中, t_{k_m} 为比原时刻有更高积分的时刻; n 为比原时刻有更高积分的时刻数量, 且有 $\sum_{m=0}^n \eta_{ij\text{-}k_m} = 1$; α 为用户保留原有充电习惯的系数, 即原始充电时段或积分相同时段对用户行为的影响系数, α 值越大, 则用户越倾向于选择在原始充电时段充电。为简化模型, 本文设定 $\alpha = 1.25$, 在实际情况中可由用户自定义。

(3) HTDR。

在只响应 IBDR 策略的基础上, 用户在决策时会同时考虑分时电价对充电成本的影响。在极端情况下, 处于峰电价时段的正积分被选中的概率将减小, 而处于谷电价时段的负积分也可能被选中。为了便

于用户决策, 需要对积分价值 C_p 进行量化。同时, 考虑到电力公司的运营成本, 积分价值必须有最大值限定。在一个峰电价时段 T_p 的 0.25 h 时间窗口 (该时间窗口的积分价值是 T_p 内最大的) 内, EV 用户以最大功率充电, 并且先按照峰电价 c_p 计费, 则此时的充电费用也是最大的。然后用积分价值抵消上述充电费用。由此, 单位积分价值就是积分价值的最大限定值 C_{pmax} , 如式 (14) 所示。

$$C_{\text{pmax}} = 0.25 c_p P_{\text{EV_max}} / \max \{C_{ri}(T_p)\} \quad (14)$$

其中, $P_{\text{EV_max}}$ 为 EV 的最大充电功率, 单位为 kW; $C_{ri}(T_p)$ 为峰电价时段的积分值。

为了便于 EV 用户决策, 将电价折算至积分的形式 $C_{r\text{-pfv}}(t_{k_s})$, 如式 (15) 所示。

$$C_{r\text{-pfv}}(t_{k_s}) = \frac{0.25 c_{\text{pfv}}(t_{k_s}) P_{\text{EV}}}{C_p} \beta \quad (15)$$

其中, β 为 IBDR 对用户决策的影响程度系数, β 越大, 则 IBDR 在 HTDR 策略下对用户的激励越显著。本文设定 $\beta = 0.5$, 在实际情况中可由用户自定义。

同样地, 根据古典概率理论得到用户选择各个时段的概率为:

$$\eta'_{ij\text{-}k_s} = \frac{C_r(t_{k_s}) - C_r(t_{k_0}) + |C_r(t_{k_0})| \alpha - C_{r\text{-pfv}}(t_{k_s})}{\sum_{m=0}^n (C_r(t_{k_m}) - C_r(t_{k_0}) + |C_r(t_{k_0})| \alpha - C_{r\text{-pfv}}(t_{k_m}))} \quad (16)$$

$$\sum_{s=0}^n \eta'_{ij\text{-}k_s} = 1 \quad (17)$$

可以看出, 将电价折算至积分形式后, 电价越高, 则对应时段被选择的概率就越低。

在模拟上述 3 种响应策略时, 采用蒙特卡洛方法模拟用户的转移场景, 随机抽样 N 次得到用户的实际转移概率 $\eta_{ij\text{-rand}}$; 然后对所有可选择的时段按时间升序进行排列。当 $\sum_{s=0}^q \eta_{ij\text{-}k_s} \leq \eta_{ij\text{-rand}} \leq \sum_{s=0}^{q+1} \eta_{ij\text{-}k_s}$ 时, 用户会选择可选时段 q 开始充电。

最后, 假设 EV 参与响应后充电时长和充电电量不变, 由此根据参与响应后 EV 的起始充电时刻可以计算得到参与响应后 EV 的结束充电时刻。

3 EV 积分方案优化模型

3.1 多目标设定

本文采用多目标优化来获取最佳积分方案, 设定了如下 3 个优化目标。

(1) 优化目标 1: 最小化电力公司灵活性资源的投资成本 C_{EPS} 。电力公司的支出包括 ESS 的安装成本 C_{ESS} 、充电桩的安装成本 C_{hub} 、发电成本 C_G 和积分补偿 C_C , 其收入为 EV 用户的充电费用 I_{EV} 。优化目标 1 的目标函数为:

$$\min C_{\text{EPS}} = \min \{C_{\text{ESS}} + C_{\text{hub}} + C_G + C_C - I_{\text{EV}}\} \quad (18)$$

$$C_G = \int_0^{24} (P_f(t)c_f(t) + P_w(t)c_w(t) + P_{pv}(t)c_{pv}(t))dt \quad (19)$$

其中, $P_f(t)$ 、 $P_w(t)$ 、 $P_{pv}(t)$ 分别为 t 时刻火电、风电、光伏出力; $c_f(t)$ 、 $c_w(t)$ 、 $c_{pv}(t)$ 分别为 t 时刻单位电量火电、风电、光伏出力成本, 本文将其分别设定为 0.28、0.52、0.75 元/(kW·h)。

能否降低 ESS 的规划容量将是衡量 HTDR 有效性的重要指标。本文采用文献[20]中 ESS 的容量配置方法, 根据单日内的不匹配功率进行容量配置。

一天中 t 时刻 ESS 的容量 $E_{ESS}(t)$ 为:

$$E_{ESS}(t) = P_{ESS}(t)t_s \quad (20)$$

其中, $P_{ESS}(t)$ 为 t 时刻 ESS 的输出功率; t_s 为采样时间, 本文中 $t_s = 0.25$ h。

考虑操作约束和不同时刻所需的储能能量, 一天中所需 ESS 额定容量 E_{ESS_set} 的配置公式为:

$$E_{ESS_set} = \frac{\max\{E_{ESS}(t)\} - \min\{E_{ESS}(t)\}}{C_{up} - C_{down}} \quad (21)$$

其中, C_{up} 、 C_{down} 分别为储能荷电状态(SOC)的上、下限, 取值范围为 0~1。

根据 E_{ESS_set} 和额定功率 $\max\{|P_{ESS}(t)|\}$ 可以确定 ESS 的倍率性能 RP(Rate Performance), 根据倍率性能的大小选择适当的储能装置, 由此确定储能装置的安装成本 C_{ESS} 。

$$C_{ESS} = C_E E_{ESS_set} + C_{EP} \max\{|P_{ESS}(t)|\} \quad (22)$$

其中, C_E 、 C_{EP} 分别为储能装置的容量成本(单位为元/(kW·h))、功率成本(单位为元/kW)。

此外, 充电桩的安装成本 C_{hub} 、EV 用户的充电费用 I_{EV} 分别为:

$$C_{hub} = N_{Cmax} p_{hub} \quad (23)$$

$$I_{EV} = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{t=t_{startij}}^{t_{endij}} P_{EV_ij}(t) p_{EVC}(t) \quad (24)$$

其中, N_{Cmax} 为全天同时充电的最大用户数; p_{hub} 为安装单个充电桩的平均费用, 本文取为 10 000 元; $P_{EV_ij}(t)$ 、 $p_{EVC}(t)$ 分别为第 i 类 EV 分群中第 j 辆 EV 在 t 时刻的充电功率、单位充电费用。

(2) 优化目标 2: 最小化响应后的负荷峰谷差 D_L 。由于积分制电价的调整作用, 可能会在高积分时段造成新的负荷尖峰。新的峰荷甚至会超过原有的峰荷, 这种情况是电网公司难以接受的。所以优化目标 2 的目标函数为:

$$\min D_L = \min \left\{ \frac{\max\{L_c\} - \min\{L_c\}}{\max\{L_c\}} \right\} \quad (25)$$

其中, L_c 为 EV 参与响应后的系统总负荷。

(3) 优化目标 3: 最小化响应后的全天不匹配功率的峰谷差 $D_{\Delta P}$ 。考虑到保障电网运行的稳定性, 需降低不匹配功率幅值, 故优化目标 3 的目标函数为:

$$\min D_{\Delta P} = \min \{ \max\{\Delta P(t)\} - \min\{\Delta P(t)\} \} \quad (26)$$

3.2 关于积分价值的约束条件

设定积分价值、每套积分方案的积分奖励线和积分惩罚线为本文优化模型的决策变量。设定积分奖励线和积分惩罚线都为整数, 其范围分别为:

$$0 \leq C_{ru_i} \leq C_{ru_i, \max} \quad (27)$$

$$C_{rd_i, \min} \leq C_{rd_i} \leq 0 \quad (28)$$

其中, $C_{ru_i, \max}$ 为奖励积分的最大值; $C_{rd_i, \min}$ 为惩罚积分的最小值。

为了保证 EV 用户的总体充电成本不会升高, 则要求给予其更多的奖励而非惩罚, 因此有:

$$C_{ru_i} + C_{rd_i} \leq 0 \quad (29)$$

$$0 \leq C_p \leq C_{pmax} \quad (30)$$

3.3 基于 NSGA-II 的优化求解流程

本文采用 NSGA-II 求解上述多目标优化问题。首先, 根据有利于电力公司的 3 个目标函数, 采用 NSGA-II 获得 1 个 Pareto 解集; 然后, 遍历 Pareto 解集中的所有解, 计算每个解对应的 EV 总支出, 并将 EV 支出最小的方案确定为最佳积分方案。基于 NSGA-II 的求解流程见附录中图 A1。

4 算例分析

4.1 场景与参数设定

本文算例选取天津市西青区 2019 年 1 月的实测 EV 充电行为数据, 仿真机制是调整用户的起始充电时刻, 确保充电功率和充电电量不变。据调查, 该地区尚未大范围推行需求响应政策且实行单一充电电价机制, EV 的充电行为属于自然的无序充电。首先, 对 EV 用户进行聚类, 得到每 1 类 EV 用户对应的可调度时段如图 3 所示。设定 7、22、55 kW 这 3 种充电功率, 为了模拟负荷峰值时段 EV 充电负荷在电网中的渗透率为 1%~1.5%, 将 EV 的数据量按比例扩大直至满足要求。采用蒙特卡洛方法随机抽样 1 000 次。选取天津市西青区的分时电价和 2019 年 1 月典型日的负荷曲线, 分时电价见附录中表 A1。

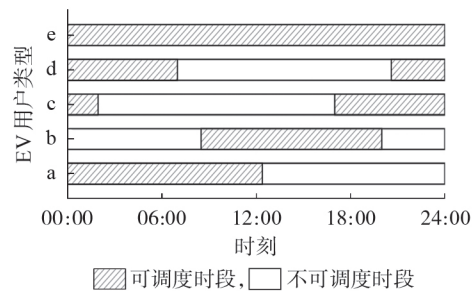


图3 EV用户分类及其可调度时段

Fig.3 Classification of EV users and their schedulable time period

首先, 选取 6 种积分调节系数 λ , 分别为 10、20、30、50、100、200。根据式(14)得到对应的积分价值

最大限定值分别为 1.82、0.91、0.61、0.36、0.18、0.09 元/分。可见,积分调节系数的取值范围应为 $[10, 200]$,若其取值小于 10,则不利于体现积分的多样性;若其取值大于 200,则单位积分的价值过小。然后,分别对这 6 种积分调节系数 λ 取值进行多目标优化,并得到各自的 Pareto 解集。最后,分别计算解集中同种优化目标的平均值,并进行归一化处理,结果如图 4 所示(图中纵轴为归一化值)。

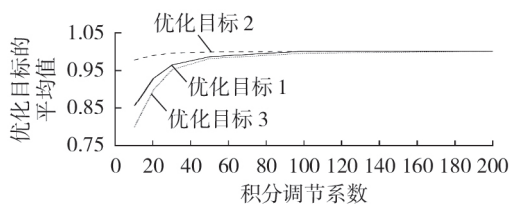


图4 积分调节系数对优化结果的影响

Fig.4 Influence of integral adjustment coefficient on optimization results

由图 4 可以看出,当积分调节系数在 $[10, 200]$ 范围内时,其值越小,优化目标越容易得到最小值;当积分调节系数在 $[10, 50]$ 范围内时,其值对优化结果有显著影响,超过该范围后,其值变化对结果的影响较小。因此,本文将积分调节系数 λ 设为 10。由此得到所有积分方案的数值大小在 $-10 \sim 10$ 之间,以便于用户阅读与估算。

4.2 仿真结果与分析

用于求解的软件环境为 Windows 10,计算机的处理器为 Intel(R) Core(TM) i7, CPU 2.20 GHz,内存 8 GB。采用 MATLAB R2018b 的 gamultiobj 函数进行求解。设置仿真的停止迭代次数为 214 次。获得的 Pareto 解集共有 56 个解,即有 56 套待选积分方案。遍历 Pareto 最优解,计算所有方案下 EV 用户的总支出。将 EV 用户总支出最小的方案确定为最终的积分方案,如图 5 所示。

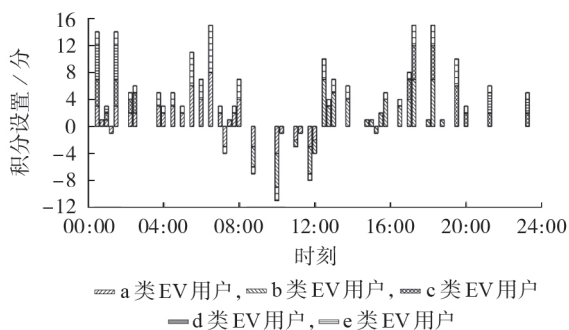


图5 5类EV用户的积分方案

Fig.5 Integration schemes for five categories of EV users

从 5 类 EV 用户的积分方案可以看出,激励将以奖励为主。这是因为 EV 负荷占总负荷的比重较小,需要尽量激励所有的 EV 用户参与调节。在 a、b 和 e

类 EV 用户的积分方案中出现了少量的惩罚积分,这是因为这 3 类 EV 用户的数量相对较大,需要设定部分惩罚积分用以提升 HTDR 的约束力。

根据响应不确定性曲线,积分价值越高,则参与响应的用户越多,而优化后的单位积分价值为 1.50 元/分。这说明电网的优质运行需要鼓励大部分 EV 用户参与需求响应。

实施 HTDR 前、后的电网负荷变化情况如图 6 所示。由图可知,由于部分 EV 用户改变了其充电行为,在负荷峰值时刻,全网负荷削减了 61 MW,而在负荷低谷时刻,全网负荷增加了 36 MW,总体峰谷差降低了 1.22%,削峰效果优于填谷效果,这是因为填谷能力与 EV 渗透率有关,而原本在负荷谷值时段的 EV 较少,填谷效果有限。

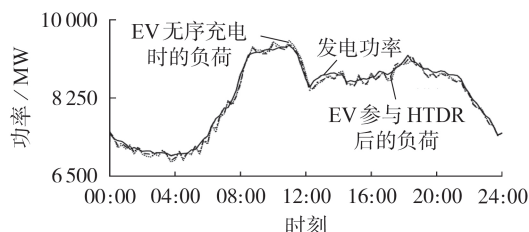


图6 EV响应HTDR时负荷的变化情况

Fig.6 Load change of EV in response to HTDR

为了进一步验证本文所设计 HTDR 的有效性和优越性,又另设定用户只参与 PSDR 策略和只参与 IBDR 策略这 2 种场景。其中,用户只参与 PSDR 策略的场景采用天津市现有的民用电分时电价;而用户只参与 IBDR 策略的场景采用天津市目前的 EV 充电电价,恒定为 1 元/(kW·h)。

3 种需求响应策略下电网的不匹配功率变化情况如图 7 所示。由图可知,3 种需求响应策略可有效地抑制不匹配功率,IBDR 策略的平抑效果最佳,尤其是在白天 EV 数量较多的时段;PSDR、HTDR 策略的平抑效果较为接近,但是各时段 PSDR 策略的平抑效果与 HTDR 策略仍然存在差距。积分制的首要目的是为了抑制不匹配功率,而分时电价与用户生活的联系更加紧密,因此分时电价将成为用户的首要决策标准,但是用户仍会在充电前考虑积分政策。

5 类 EV 用户的充电负荷和总充电负荷变化情况分别见附录中图 A2 和图 8。由图可知,HTDR 策略综合了 PSDR 策略、IBDR 策略的优势,使得 EV 充电负荷避开了一天中的负荷峰值,且午夜的充电负荷增加了近 1.2 倍;此外,在不匹配功率较明显的下午时段,EV 开始集中充电,充电负荷最大增加了 1 倍。

在电网经济指标方面,3 种策略的实施对电网建设起到的效果如表 1 所示。HTDR 的实施可以达到降低负荷峰谷差、最大不匹配功率和电网总支出的目标。而且与其他 2 种机制相比,HTDR 综合了两

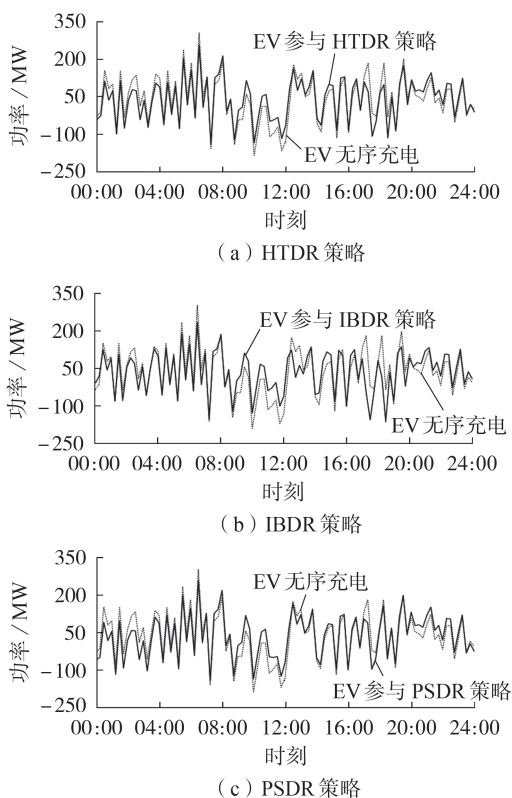


图7 3种策略下的不匹配功率

Fig.7 Unbalanced power under three strategies

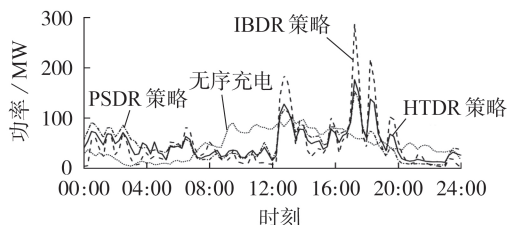


图8 3种策略下的EV总充电负荷变化曲线

Fig.8 Change curves of total EV charging load under three strategies

者的优势。基于积分制的IBDR可以明显地平抑不匹配功率和降低储能建设成本,在降低电网建设成本方面效果最佳。而PSDR比IBDR更有利于降低

负荷峰谷差。所以,如果两者有效结合,则可以形成互补。这也证明了本文所设计的积分制HTDR的有效性。

在用户效益方面,各类EV用户的充电成本都将降低,如图9所示。由图可知,虽然IBDR策略对降低EV用户充电成本的效果最佳,但是考虑到要保证电网公司未来的充电收益,HTDR策略仍然是最佳方案。

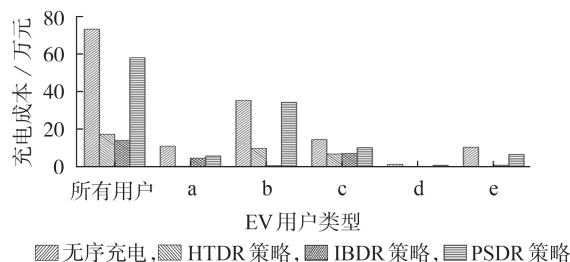


图9 EV用户的充电成本对比

Fig.9 Comparison of charging cost among EV users

最后,考虑2种增大不匹配功率的突发事件,其在HTDR策略下的运行结果如表2所示,表中应急调整前和调整后的不匹配功率变化(变化率)都是与无突发故障情形时的不匹配功率做比较,“+”表示增加,“-”表示减少。由于是突发事件,已经完成充电的EV用户将不再参与响应,而是由有充电需求的EV用户实现需求响应。此外,受到充电桩数量的限制,EV用户对负荷突降事故的调节能力是相对有限的。

综上所述,在本文所设计的HTDR策略下,电力公司和EV用户的关系可以被表述为:电网建设所减少的部分费用将被用于激励EV用户参与需求响应,而激励用户的结果将进一步减少电网的建设费用,这便形成了一个良性的闭环反馈,同时也实现了作为利益共同体的电力公司和EV用户双方的利益最大化。

5 结论

本文提出了一种基于积分制和分时电价的HTDR

表1 3种策略下的电网经济和技术指标对比

Table 1 Comparison of grid economic and technical indicators under three strategies

策略	ESS建设成本/元	总积分补贴/元	需新建充电桩数量	负荷峰谷差率	最大不匹配功率峰谷差/MW	电网总支出/元
无序充电	1.4035×10^9	0	0	0.2787	487.0024	1.4044×10^9
HTDR	1.1480×10^9	4.5263×10^5	1217	0.2753	395.8280	1.1602×10^9
IBDR	1.1244×10^9	5.8914×10^5	2787	0.2771	393.2269	1.1523×10^9
PSDR	1.1593×10^9	0	79	0.2761	398.7480	1.1668×10^9

表2 突发事件下HTDR策略的运行结果

Table 2 Operation results of HTDR strategy under sudden accidents

突发事件	故障时段	故障性质	应急调整前不匹配功率变化/MW(变化率/%)	积分变化	充电用户变化数量	应急调整后不匹配功率变化/MW(变化率/%)
负荷突降	12:30—13:00	发电愈加过剩	+26.535(+15)	+2	+422(充电桩不足)	+9.965(+5.6)
发电设备故障	17:30—18:00	电力愈加不足	-10.841(+10)	-1	-902	+23.239(-21.52)

策略激励EV参与需求响应,仿真结果表明,通过推行分时电价和针对不同类型EV用户的充电积分方案,能够在实现电力公司利益最大化的同时大幅度降低EV用户的充电成本。所得结论主要如下。

(1)基于积分制的IBDR策略可以有效地平抑不匹配功率,从而降低ESS和充电桩的建设成本,而基于分时电价的PSDR策略更有利于负荷削峰填谷,同时HTDR策略兼顾了两者的优势。基于积分制和分时电价的HTDR策略可以有效地引导EV用户参与改善总体负荷曲线,在实现一定程度削峰填谷效果的同时,可以大幅降低电网的不匹配功率。

(2)在实施HTDR策略后,电力公司需要新建一定数量的充电桩来满足EV用户的充电需求,但可以抵消部分建设ESS的支出,因此电网的建设成本仍得到大幅度降低。

(3)相较于PSDR和IBDR策略,HTDR策略下的EV用户可以实现最大限度地降低充电成本,同时享受更多种类的优质服务。

(4)下一步的研究方向将扩大EV充电数据的容量,进一步提高积分方案的针对性。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 李宏仲,吕梦琳,胡列翔,等.第24届国际供电会议研究成果综述——微电网的规划与运行[J].电网技术,2019,43(4):1465-1471.
LI Hongzhong, LÜ Menglin, HU Liexiang, et al. Review of CIRED 2017 on microgrid planning and operation[J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1465-1471.
- [2] OLIVELLA-ROSELL P, VILLAFILA-ROBLES R, SUMPER A, et al. Probabilistic agent-based model of electric vehicle charging demand to analyse the impact on distribution networks[J]. Energies, 2015, 8(5): 4160-4187.
- [3] GALUS M D, WARAICH R A, NOEMBRINI F, et al. Integrating power systems, transport systems and vehicle technology for electric mobility impact assessment and efficient control[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(2): 934-949.
- [4] LI W B, LONG R Y, CHEN H. Consumers' evaluation of national new energy vehicle policy in China: an analysis based on a four paradigm model[J]. Energy Policy, 2016, 99: 33-41.
- [5] 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.
- [6] LI W B, LONG R Y, CHEN H, et al. A review of factors influencing consumer intentions to adopt battery electric vehicles[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 78: 318-328.
- [7] 杨晓东,张有兵,赵波,等.供需两侧协同优化的电动汽车充放电自动需求响应方法[J].中国电机工程学报,2017,37(1):120-130.
YANG Xiaodong, ZHANG Youbing, ZHAO Bo, et al. Automated demand response method for electric vehicles charging and discharging to achieve supply-demand coordinated optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 120-130.
- [8] TAN Z, YANG P, NEHORAI A. An optimal and distributed demand response strategy with electric vehicles in the smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(2): 861-869.
- [9] ALAM M J E, MUTTAQI K M, SUTANTO D. Effective utilization of available PEV battery capacity for mitigation of solar PV impact and grid support with integrated V2G functionality[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1562-1571.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 张西竹,刘洵源,杨文涛,等.动态分时电价机制下的电动汽车分层调度策略[J].电力建设,2018,39(12):73-80.
ZHANG Xizhu, LIU Xunyu, YANG Wentao, et al. A hierarchical scheduling strategy for electric vehicles under dynamic time-of-use tariff mechanism[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(12): 73-80.
- [13] 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.
- [14] 楚皓翔,解大.考虑电网运行状态的电动汽车充放储一体化充换电站充放电控制策略[J].电力自动化设备,2018,38(4):96-101.
CHU Haoxiang, XIE Da. Charging/discharging control strategy of EV charging-discharging-storage integrated station considering operational status of power grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(4): 96-101.
- [15] CHEN Y W, CHANG J M. Fair demand response with electric vehicles for the cloud based energy management service[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(1): 458-468.
- [16] ERDINC O, PATERAKIS N G, MENDES T D P, et al. Smart household operation considering bi-directional EV and ESS utilization by real-time pricing-based DR[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(3): 1281-1291.
- [17] 孙惠娟,刘君,彭春华.基于分类概率综合多场景分析的分布式电源多目标规划[J].电力自动化设备,2018,38(12):39-45.
SUN Huijuan, LIU Jun, PENG Chunhua. Multi-objective DG planning based on classified probability integration multi-scenario analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 39-45.
- [18] LIU Y J, HONG Y, HU C. Research on big data mining technology of electric vehicle charging behaviour[J]. Elektrotehnika ir Elektrotechnika, 2019, 25(6): 55-61.
- [19] 周凌晨,王杰.考虑用户响应程度的电动汽车分时电价策略[J].电测与仪表,2018,55(22):67-72.
ZHOU Lingfeng, WANG Jie. Time-of-use pricing strategy for electric vehicles considering demand response degree of users[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(22):

67-72.

- [20] 刘瑜俊. 电动汽车储能特性及其配置方法研究[D]. 南京:东南大学, 2015.
LIU Yujun. Research on the energy storage characteristic of electric vehicles and its allocation method[D]. Nanjing:South-east University, 2015.

作者简介:

洪 奕(1995—),男,江苏常州人,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车、数据挖掘与需求响应策略(E-mail:



洪 奕

220172622@seu.edu.cn);

刘瑜俊(1988—),男,江苏无锡人,博士后,主要研究方向为分布式电源、储能与电动汽车(E-mail:liuyujun@seu.edu.cn);

徐青山(1979—),男,江苏姜堰人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为新能源发电技术、负荷资源化调度以及智能配用电技术(E-mail:xuqingshan@seu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Hybrid targeted demand response strategy of electric vehicles based on integral system and time-of-use electricity price

HONG Yi, LIU Yujun, XU Qingshan, YIN Hongyuan, HUANG Yu, HU Cheng

(School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In view of the current situation that it is difficult to realize the large-scale demand response of EVs (Electric Vehicles) in most cities of China, the research on the charging power demand response of EVs in distribution network is carried out, and a HTDR (Hybrid Targeted Demand Response) strategy of EVs is proposed based on the integral system and time-of-use electricity price. The aim of this strategy is to reduce the investment costs of flexibility resources in power grid, the peak and valley load difference and the mismatched power, and at the same time reduce the charging cost of EV users. The multi-objective optimization model is solved by NSGA-II (fast and elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II), and the uncertainty of user response and the diversity of response strategies are considered. Simulative results show that the proposed HTDR strategy can reduce the costs of both sellers and buyers, realize peak load shifting and smooth the unbalanced power, and is superior to the single demand response strategy.

Key words: electric vehicles; demand response; integral system; time-of-use electricity price; precise marketing

附录

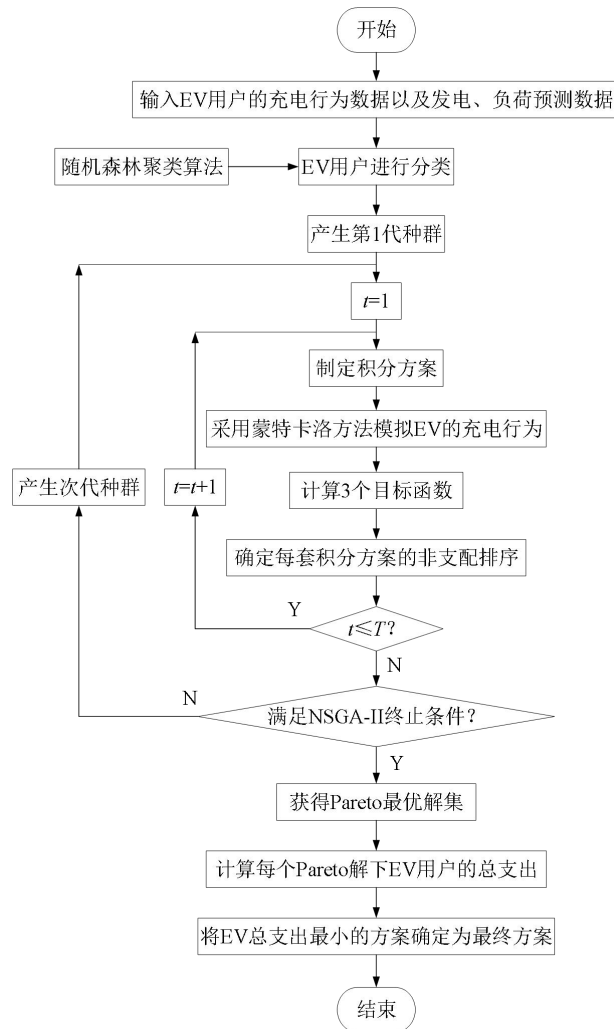


图 A1 基于 NSGA-II 的多目标优化流程
Fig.A1 Multi-objective optimization process based on NSGA-II

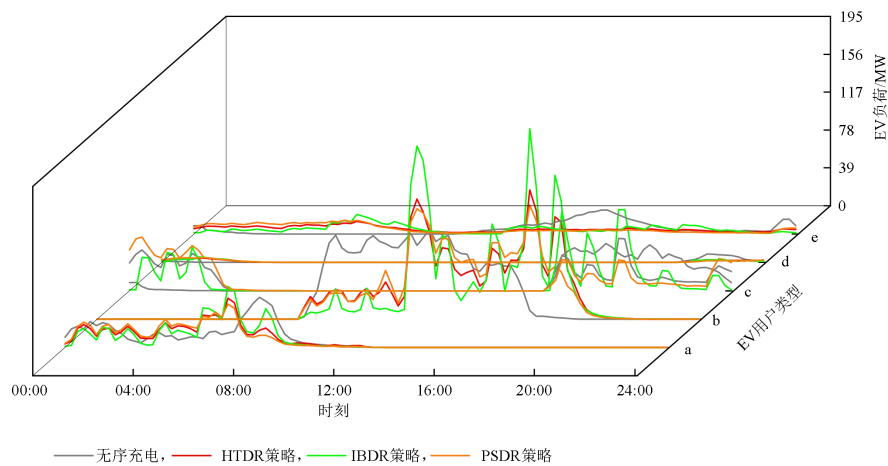


图 A2 3 种策略下各类 EV 用户的充电负荷曲线
Fig.A2 Charging load curves of various types of EV users under three strategies

表 A1 分时充电电价
Table A1 Time-of-use charging electricity price

时段	电价/[元·(kW·h) ⁻¹]
峰时（08:00—11:00，18:00—23:00）	1.3233
平时（07:00—08:00，11:00—18:00）	0.8853
谷时（23:00 至次日 07:00）	0.4683