

计及预测负荷和用户需求差异的电动汽车实时调度优化

周星月¹, 李晓皓², 王智东^{1*}, 张勇军¹

(1. 华南理工大学电力学院, 智慧能源工程技术研究中心, 广东省广州市 510640;

2. 北京理工大学珠海学院, 广东省珠海市 519088)

Real-time Scheduling Optimization of Electric Vehicles Considering the Predicted Load and the Difference Between Users' Demand

ZHOU Xingyue¹, LI Xiaohao², WANG Zhidong^{1*}, ZHANG Yongjun¹

(1. Research Center of Smart Energy Technology, School of Electrical Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, Guangdong Province, China; 2. Beijing Institute of Technology Zhuhai, Zhuhai 519088, Guangdong Province, China)

Abstract: Aiming at the overload risk caused by large-scale charging of electric vehicles (EV) connected to the power grid, a real-time optimization strategy of EV considering the difference between predicted load and user demand is proposed. First of all, according to the signing or not, the EV connected to the grid is divided into signed users and non-signed users. By analyzing the actual situation, the non-signed users are included as demand response objects, and they are divided into different categories according to the difference of users' charging requirements and the corresponding models are established. Secondly, the relationship model between the response probability of non-contracted users and the compensation electricity price is introduced, the subsidy mechanism of aggregators and users is established, and the real-time dispatching scheme of each period is formulated according to the demand of power grid and the potential of various users. Then, with the control target power of distribution grid as the constraint, and the profit increase ratio of aggregate quotient and the average profit increase ratio of users as the comprehensive optimization objectives, the particle swarm optimization algorithm is used to solve the EV charging power participating in demand response in different periods. Finally, through several groups of simulation analysis, it is proved that the proposed optimization strategy can not only reduce the peak load, but also take into account the benefits of aggregators and users, which verifies the effectiveness and applicability of the proposed real-time scheduling strategy.

基金项目: 国家自然科学基金(52177085); 广州市科技计划项目(202102021208)。

National Natural Science Foundation of China (52177085); Guangzhou Science and Technology Planning Project (202102021208).

Keywords: real-time scheduling; predicted load; demand difference; particle swarm optimization algorithm

摘要: 针对电动汽车(electric vehicle, EV)大规模接入电网充电造成的过载风险问题,提出了计及预测负荷和用户需求差异的电动汽车实时优化策略。首先,根据签约与否将入网EV分为签约用户和非签约用户,通过分析实际场景将非签约用户纳入为需求响应对象,并根据用户的充电需求差异将其分为不同类别并建立相应的模型。其次,引入非签约用户响应概率与补偿电价的关系模型,建立聚合商和用户的补贴机制,根据电网需求和各类用户潜力制定各时段的实时调度方案。然后以配电网控制目标功率为约束,以聚合商盈利增比和用户平均收益增比为综合优化目标,采用粒子群算法分段求解参与需求响应的EV充电功率。最后,经过多组仿真分析,证明了所提优化策略在削减负荷峰值的同时可以兼顾聚合商和用户的收益,验证了所提实时调度策略的有效性以及适用性。

关键词: 实时调度; 预测负荷; 需求差异; 粒子群算法

0 引言

为应对环境污染与能源危机的双重挑战,电动汽车(electric vehicle, EV)随着中国“双碳”政策的出台展示了更大的发展空间,但其并网数量和电池容量的不断增加给电力系统带来巨大的运行负担,电网超载风险加重成为其中一个重要问题^[1-2]。

随着智能充电桩技术的成熟, EV通过有序充电可以参与配电网调度以降低负荷压力。目前,研究EV优化问题的方法分为日前全局优化和实时局部优化。

日前优化的调度指令以日前数据为基础,由于汽车入网时间和充电需求难以确知,需进行日前预测,通常是利用交通数据库分析其概率分布函数并获取特征参数^[3-5],在此基础上优化汽车未来的充电功率。然而,由于EV到达和离开时间随机,且接入时电池荷电状态具有较大的不确定性,日前调度往往无法满足部分EV的充电需求。

在实时调度的研究中,文献[6]对每个时间段内处于可调度状态的电动汽车进行实时优化,但并未考虑即将入网的汽车;文献[7]提出了一种EV聚合商参与调频辅助服务的优化调度模型,在保证用户需求的前提下以调频收益最大化为目标进行功率的统一分配;文献[8-9]分别考虑电网与用户侧利益提出了EV分布式优化模型,但须假设所有EV的参数和行为均已知,不能简单迁移应用于EV实时调度中,也没有考虑到代理商侧和EV侧的利益问题。

另一方面, EV参与协同调度是一个需求响应(demand response, DR)过程,主要包括价格型DR和激励型DR^[10]。价格型DR容易产生“峰谷倒置”现象^[11-14],激励型DR通过签订协议,根据不同用户的特征采用经济补偿或电价折扣等激励策略引导用户参与负荷调整^[15-16],可以避免该问题。文献[17]建立了考虑电网需求匹配度的多聚合商需求响应模型,但该模型以EV均可参与调度为前提,且仅适用于日前需求响应阶段;文献[18]综合应用2种响应手段,提出兼顾电网、聚合商与车主三方利益的多目标优化模型,可有效平抑负荷波动、降低运行成本、提升用户满意度。

当前实时优化研究中均以EV可参与调度为前提或仅以签约用户(contractured user, CU)为DR对象,而大部分EV用户因为日常出行需求灵活度高而不愿签订激励协议,也少有文献在实时调度中考虑对预测负荷进行调度, EV响应潜力未得到充分利用。为此,本文以分时电价下EV充电优化为背景,提出了计及预测负荷和EV用户需求差异的实时优化模型,与已有研究工作相比,本文的创新点在于:

1) 考虑到日前调度难以满足部分EV的充电需求,建立EV的实时调度模型,计及未来EV群体的充电需求和调度潜力,增强了模型的合理性;

2) 考虑实际场景需求,将非签约用户纳入为DR对象,根据其充电需求差异分为不同类别并制定相应调度策略,充分利用了EV的调度潜力;

3) 提出以聚合商盈利和用户收益为综合目标、

以电网侧控制目标功率为约束的优化模型,采用粒子群算法求解调度策略,兼顾了DR各方的利益。

1 实时调度框架

本文所提实时调度框架为“电网-EV聚合商”,如图1所示。EV聚合商(EV aggregator, EVA)作为电网与EV用户的中介,可实现EV的分布式管理与调度,是本文所提模型的主体。假设充电桩装有智能芯片,具备独立的信息处理与计算能力,可以实现与EVA通信以及对EV充电功率的调控。

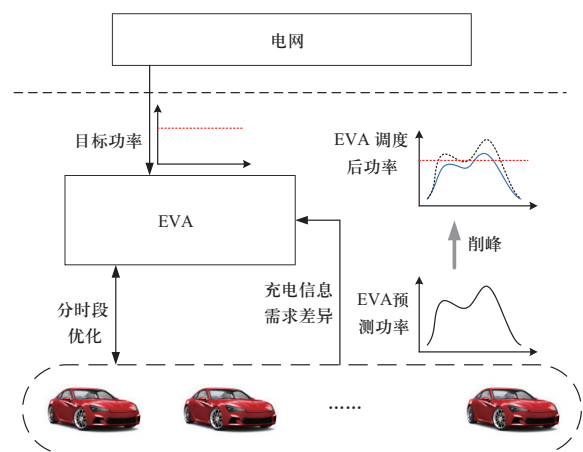


图1 实时调度框架

Fig. 1 Real-time scheduling framework

实时调度策略以每15 min为一个调度时段。每个时段末EVA根据基础负荷、EV负荷以及下一时段EV预测负荷与电网侧控制目标功率的比较结果判断下一时段是否需要调度,若总预测功率超过控制目标功率则实施DR,对EV进行调度。已有文献^[19-20]对EV负荷预测进行了研究,因此本文未将负荷预测作为重点,而是研究如何在实时调度中利用这些信息,以取得更好的优化效果。

为了制定更为合理的调度方案,各充电桩在EV进站时获取其DR参与意愿、现有电量、预计离开时间等信息,据此计算各EV的调度潜力并上传至EVA。对于签约用户,仅考虑在当前时刻没有紧急出行需求EV的调度潜力;对于非签约用户(普通用户),仅考虑有DR参与意愿的EV,根据其提供的预计离开时间和最低充电电量,计算其在站时间内的充电功率上下限,获取调度潜力。同时,以在站EV充电功率下限的平均值作为预测EV的充电功率调控下限,计算未来EV集群的调度潜力。

2 EV差异建模与补贴机制

对EV充电过程进行建模, 从而获取其电量边界模型; 按照EV进站时提供的离开时间、充电电量及是否签约等信息将EV分为不同类别, 建立相应的模型; 对普通用户建立其响应概率和补偿电价之间的关系模型, 并确定EVA和EV的补贴机制。

2.1 EV充电模型与电量边界模型

以锂电池为对象, 忽略电池自放电过程并近似认为在每个优化时段内充电功率保持恒定, 可得到单辆EV的充电模型如式(1)所示。

$$\begin{cases} S_{nc} = C_0(S_{ex} - S_0) \\ S(t + \Delta t) = S(t) + \eta P_c \Delta t / C_0 \\ \eta \sum_{t=t_{ar}}^{t_{ex}} P_c(t) \Delta t / C_0 = S_{nc} \\ P_c(t) = 0, \quad t \notin [t_{ar}, t_{ex}] \\ 0 < P_c(t) \leq P_{cN}, \quad t \in [t_{ar}, t_{ex}] \end{cases} \quad (1)$$

式中: S_0 为EV接入时的初始荷电状态 (state of charge, SOC); S_{ex} 为EV的期望SOC; S_{nc} 为EV的充电电量需求; C_0 为电池容量; $S(t)$ 为 t 时刻的SOC; η 为充电效率; $P_c(t)$ 为EV在 t 时刻的充电功率; Δt 为时段间隔; t_{ar} 与 t_{ex} 分别为EV的到站时间和预计离开时间; P_{cN} 为EV额定充电功率。

根据EV进站时提供的充电电量需求和预计离开时间等信息, 确定其电量边界, 如图2所示。

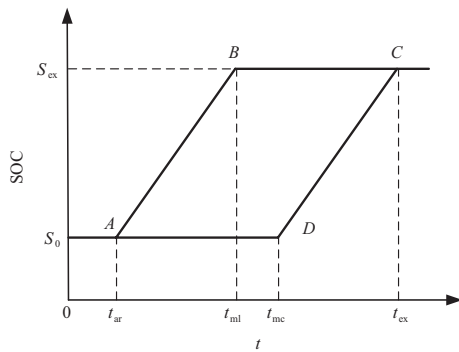


图2 EV电量边界模型

Fig. 2 EV battery capacity boundary model

图2中, 折线 ABC 为EV的电量上界, 表示EV在到站时间 t_{ar} 就以 P_{cN} 从初始电量 S_0 充到期望电量 S_{ex} , t_{ml} 为其最快离开时间; 折线 ADC 为EV的电量下界, 表示EV在最迟开始充电时间 t_{mc} 才开始以 P_{cN} 充电, 直到预期离开时间 t_{ex} 时电量恰好达到 S_{ex} 。

EV电量上下界的计算:

$$T_{cmin} = C_0(S_{ex} - S_0) / (\eta P_{cN}) \quad (2)$$

$$t_{ml} = t_{ar} + T_{cmin} \quad (3)$$

$$S_{max}(t) = \begin{cases} S_0 + P_{cN}(t - t_{ar}), & t_{ar} < t \leq t_{ml} \\ S_{ex}, & t_{ml} < t \leq t_{ex} \end{cases} \quad (4)$$

$$t_{ex} = t_{ar} + T_{tl} \quad (5)$$

$$t_{mc} = t_{ex} - T_{cmin} \quad (6)$$

$$S_{min}(t) = \begin{cases} S_0, & t_{ar} \leq t < t_{mc} \\ S_0 + P_{cN}(t - t_{mc}), & t_{mc} \leq t \leq t_{ex} \end{cases} \quad (7)$$

式中: T_{cmin} 为最短充电时长; T_{tl} 为在站停留时长; $S_{max}(t)$ 、 $S_{min}(t)$ 分别为该辆EV在站内时的电量上下界。

2.2 EV用户差异建模

对于签约用户(CU), 其与EVA签订的激励协议中往往会约定CU在一定时间内需要参与DR的最低次数, 否则将会受到惩罚。故本文假设CU在没有紧急出行需求的情况下将积极参与DR, 同时为避免该类CU一直处于调度状态而无法充满电, 设置调度电量差极限 S_{dm} 作为其调度限制条件, 即当某CU现有电量与进站后按照 P_{cN} 充电所得电量之差超过 S_{dm} , 则该EV不再参与调度。方便起见, 将无紧急出行需求的CU记为A类用户, 模型如下:

$$\begin{cases} q(i) = A \\ d(i) = 1 \\ S_{ex}(i) = S_M \\ P_{min}(i, t) = 0 \\ P_{max}(i, t) = \begin{cases} = P_{cN}, & s(i, t) = 0 \\ < P_{cN}, & s(i, t) = 1 \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $q(i)$ 为电动汽车 i 的类别; $d(i)$ 为电动汽车 i 的调度优先级 (1、2、3表示的调度优先级依次降低); $S_{ex}(i)$ 为电动汽车 i 的期望电量; S_M 为EV最大充电电量; $P_{min}(i, t)$ 、 $P_{max}(i, t)$ 分别为电动汽车 i 在 t 时刻充电功率的下限和上限。 $s(i, t)$ 为 t 时刻该EV的可调度状态, 0表示不可调度, 1表示可以调度, 有紧急出行需求的CU始终处于不可调度状态, 即

$$s(i, t) = \begin{cases} 0, & S_d(i, t) \leq S_{dm} \\ 1, & S_d(i, t) > S_{dm} \end{cases} \quad (9)$$

$$S_d(i, t) = S(i, t) - S_0(i) - \eta P_{cN}(t - t_{ar}) / C_0 \quad (10)$$

式中: $S_d(i, t)$ 为该辆EV的调度电量差。

普通用户往往由于日常出行需求灵活度高没有选择长期签约, 若其在EVA发布某次DR时的出行需求较低, 希望参与DR换取一定的收益, 则可以以临时签约的方式参与DR。对于这类用户, 若其在站停留

时长超过最短充电时长，不需要降低期望充电电量就可以参与DR，将这类用户记为B类用户，调度优先级仅次于A类用户，当A类用户无法满足电网调度需求时，EVA需要以一定的补偿电价引导B类用户参与DR。对于在充电站的停留时长小于最短充电时长的普通用户，需要以最低充电电量为充电需求参与DR，记为C类用户，其调度优先级位于A、B两类用户之后，当A、B两类用户无法满足电网调度需求时，EVA需要支付更高的补偿电价引导C类用户参与DR。普通用户模型如下：

$$\left\{ \begin{array}{l} q(i) = \begin{cases} \text{B}, T_{\text{ul}}(i) < T_{\text{cmin}}(i) \\ \text{C}, T_{\text{ul}}(i) \geq T_{\text{cmin}}(i) \end{cases} \\ d(i) = \begin{cases} 2, q(i) = \text{B} \\ 3, q(i) = \text{C} \end{cases} \\ S_{\text{ex}}(i) = \begin{cases} S_{\text{M}}(i), q(i) = \text{B} \\ S_{\text{zd}}(i), q(i) = \text{C} \end{cases} \\ P_{\text{min}}(i, t) = \max \left\{ 0, \frac{C_0(S_{\text{min}}(i, t) - S(i, t))}{\eta \Delta t} \right\} \\ P_{\text{max}}(i, t) = \min \left\{ P_{\text{cN}}, \frac{C_0(S_{\text{max}}(i, t) - S(i, t))}{\eta \Delta t} \right\} \end{array} \right. \quad (11)$$

式中： $S_{\text{zd}}(i)$ 为电动汽车*i*提供的最低充电电量，通常低于最大充电电量 $S_{\text{M}}(i)$ 。

2.3 普通用户响应概率与补偿电价的关系模型

当CU调度潜力无法满足电网需求时，需要制定合理的补偿电价引导普通用户参与响应。一般地，补偿电价越高，用户参与DR的收益越高，响应概率越大^[17]。基于此，本文采用正比例函数建立普通用户响应概率与补偿电价的关系，即

$$p_x(t) = \begin{cases} 0, & c(t) = c_0 \\ \mu c(t), & c_0 < c(t) < c_m \\ 1, & c(t) = c_m \end{cases} \quad (12)$$

$$\mu = 1 / (c_m - c_0) \quad (13)$$

式中： $p_x(t)$ 为*t*时刻普通用户的响应概率； $c(t)$ 为*t*时刻的补偿电价； μ 为斜率； c_0 、 c_m 分别为EVA对普通用户的最低补偿电价和最高补偿电价。

2.4 聚合商和用户的补贴机制

2.4.1 电网对聚合商的补贴

当EVA参与DR时，电网侧根据负荷削减程度对EVA进行补偿^[17]。根据《广州市虚拟电厂实施细则》，补偿费的计算如下：

$$B_g(t) = W_y(t) b_{\text{EVA}} a \quad (14)$$

$$W_y(t) = \begin{cases} 0, D_f(t) < 0.8 \\ W(t), 0.8 \leq D_f(t) \leq 1.2 \\ 1.2W(t), D_f(t) > 1.2 \end{cases} \quad (15)$$

$$D_f(t) = W(t) / (P_{\text{nc}}(t) \cdot \Delta t) \quad (16)$$

$$W(t) = \sum_{i=1}^{N_s(t)} (P_{\text{cN}} - P_c(i, t)) \Delta t \quad (17)$$

式中： $B_g(t)$ 为电网在*t*时刻对EVA的补偿费用； $W_y(t)$ 为该时段有效响应电量； b_{EVA} 为参与响应的补偿标准，通常取0~5元/kWh； 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； $P_{\text{nc}}(t)$ 为*t*时刻调度需求； $N_s(t)$ 为*t*时刻参与DR的EV数量之和； $W(t)$ 为该时段参与DR的EV总响应电量； $P(i, t)$ 为*t*时刻电动汽车*i*的充电功率。

2.4.2 聚合商对EV的补贴

为保证EV用户参与DR的积极性，EVA需要对参与DR的EV进行补贴，根据文献[17]，本文按照EV的削减电量对其进行补贴。

$$B_{\text{EV}}(t) = \sum_{i=1}^{N_s(t)} B_{\text{ev}}(i, t) \quad (18)$$

$$B_{\text{ev}}(i, t) = c(t) W_{\text{ev}}(i, t) \quad (19)$$

$$W_{\text{ev}}(i, t) = \Delta t (P_{\text{cN}} - P(i, t)) \quad (20)$$

式中： $B_{\text{EV}}(t)$ 为*t*时刻EVA对EV的总补贴费用； $B_{\text{ev}}(i, t)$ 为*t*时刻EVA对电动汽车*i*的补偿费用； $W_{\text{ev}}(i, t)$ 为*t*时刻电动汽车*i*的响应电量。

3 计及预测负荷的实时优化模型

当某个时段的总预测负荷超过电网侧的控制目标功率时，EVA发布DR，并根据调度需求和各类EV的调度潜力确定该时段的调度方案，以电网侧控制目标功率为约束，以EVA盈利增比和EV平均收益增比为综合目标，采用粒子群算法优化当前时段所有参与DR的EV充电功率。

3.1 调度方案

各时段的调度方案由调度需求和各类EV的调度潜力共同确定。

$$P_{\text{nc}}(t) = P_{\text{pev}}(t) + P_{\text{pb}}(t) - P_{\text{aim}} \quad (21)$$

$$P_{\text{pev}}(t) = P_{\text{cN}}(N_n(t) + N_p(t)) \quad (22)$$

$$P_{\text{cap}}(q, t) = \sum_{i=1}^{N_s(q, t)} P_{\text{min}}(i, t) \quad (23)$$

式中: $P_{pev}(t)$ 为 t 时刻预测的EV负荷; $P_{pb}(t)$ 为 t 时刻预测的常规负荷; P_{aim} 为电网侧的控制目标功率; $N_n(t)$ 为 t 时刻在站EV数量; $N_p(t)$ 为预测的EV数量; $P_{cap}(q,t)$ 为 t 时刻 q 类EV的调度潜力; $N_s(q,t)$ 为 t 时刻 q 类EV数量。

当某个时段有调度需求时, 按照调度优先级从高到低的顺序对各类EV进行调度, 当高调度优先级用户的调度潜力无法满足电网的调度需求时, 才对低一级的EV进行调度。

3.2 实时调度约束

本文侧重解决EV负荷接入配电网带来的重载过载问题, 因此主要考虑电网侧配电网的重载约束。当预测功率超过配电网的控制目标功率时, 由EVA对在站EV进行调度, 调度约束为调度后功率不超过配电网的控制目标功率, 即

$$\sum_{i=1}^{N_s(t)} P(i,t) + P_u(t) \leq P_{aim} \quad (24)$$

式中: $P(i,t)$ 为 t 时刻电动汽车 i 经过调度之后的充电功率; $P_u(t)$ 为该时刻不可调度负荷之和, 包括处于不可调度状态的EV负荷和常规负荷。

3.3 实时调度优化目标

3.3.1 聚合商收益

聚合商的成本包括服务费收入损失 $\Delta B_{ser}(t)$ 和对用户的补偿费 $B_{EV}(t)$, 效益来自电网公司的补偿费 $B_g(t)$, 即

$$\begin{cases} \Delta B_{ser}(t) = B_{ser}(t) - B'_{ser}(t) \\ B_{ser}(t) = P(t)c_{ser}(t)\Delta t \end{cases} \quad (25)$$

$$B_{EVA}(t) = B_g(t) - \Delta B_{ser}(t) - B_{EV}(t) \quad (26)$$

$$\eta_{EVA}(t) = B_{EVA}(t) / B_{ser}(t) \quad (27)$$

式中: $B_{ser}(t)$ 和 $B'_{ser}(t)$ 分别为 t 时刻优化前后预计的服务费收入; $P(t)$ 为 t 时刻优化后的总充电负荷; $B_{EVA}(t)$ 为 t 时刻优化后的EVA盈利; $c_{ser}(t)$ 为 t 时刻充电服务价格; $\eta_{EVA}(t)$ 为 t 时刻优化后的EVA盈利增比。

3.3.2 用户收益

用户的成本主要为响应成本, 一般地, 用户响应成本关于削减电量具有单调不减、凹的特征, 因此可用二次函数表征^[21]:

$$B_x(i,t) = a_x [W_{ev}(i,t)]^2 + b_x W_{ev}(i,t) \quad (28)$$

式中: $B_x(i,t)$ 为 t 时刻用户 i 的响应成本; a_x 和 b_x 为系数, 均为大于0的常数。

用户效益包括减少的电量成本 $\Delta B_c(i,t)$ 和EVA对用户的补偿费用 $B_{ev}(i,t)$, 即

$$\begin{cases} \Delta B_c(i,t) = B_c(i,t) - B'_c(i,t) \\ B_c(i,t) = W_{ev}(i,t)c_{ch}(t) \end{cases} \quad (29)$$

$$B_{evs}(i,t) = B_{ev}(i,t) + \Delta B_c(i,t) - B_x(i,t) \quad (30)$$

$$\eta_{evs}(i,t) = B_{evs}(i,t) / B_c(i,t) \quad (31)$$

式中: $B_c(i,t)$ 和 $B'_c(i,t)$ 分别为 t 时刻用户 i 参与DR前后的电量成本; $c_{ch}(t)$ 为 t 时刻的充电价格; $B_{evs}(i,t)$ 、 $\eta_{evs}(i,t)$ 分别为 t 时刻用户 i 参与DR的收益和收益增比。

综合 t 时刻所有参与DR的用户, 考察其平均收益 $B_{evm}(t)$ 和平均收益比 $\eta_{evm}(t)$ 为

$$\begin{cases} B_{evm}(t) = \sum_{i=1}^{N_s(t)} B_{evs}(i,t) / N_s(t) \\ \eta_{evm}(t) = \sum_{i=1}^{N_s(t)} \eta_{evs}(i,t) / N_s(t) \end{cases} \quad (32)$$

3.3.3 综合优化目标

本文所提模型以聚合商为主体。考虑到EV用户参与DR所能获得的收益会直接影响其参与DR的积极性以及日后对EVA的选择与合作, 从而影响EVA的长期利益, 基于此本文以EVA盈利和EV用户收益综合目标为优化目标, 即

$$\max F(t) = \beta_1 \eta_{EVA}(t) + \beta_2 \eta_{evm}(t) \quad (33)$$

式中: β_1 、 β_2 分别为 $\eta_{EVA}(t)$ 和 $\eta_{evm}(t)$ 的权重系数。

3.4 求解算法

本文假设电动汽车的充电功率可以由智能充电桩实现连续调节, 因此式(33)为连续非线性求解问题。采用粒子群算法求解每个时段参与DR的EV充电功率, 粒子群算法是一群随机粒子以优化目标值最小为准则通过迭代找到最优解的过程。将每个时段参与DR的EV功率看作一个粒子, 粒子维度为时段内参与DR的EV数量, 粒子位置约束根据EV充电功率上下限进行设置, 粒子适应度为目标函数值。

群体搜索空间维数取60, 最大迭代次数取300。每个粒子在搜索空间中单独搜寻最优解, 并将其记为当前个体极值, 将所有粒子中最优的个体极值作为群体当前全局最优解, 所有粒子根据自己的当前个体极值和群体当前全局最优解来调整自己的速度和位置, 直到满足迭代次数条件, 停止迭代, 根据迭代结果更新EV充电功率。

4 仿真分析

4.1 仿真参数设置

本文以某商业区常规负荷为基础负荷, EV预测

负荷由商业区EV充电时间和初始电量的概率分布抽样确定,如图3所示。调度目标功率取10 kV电压等级下、导线载流量为381 A、功率因数为0.95时的功率值。EV充电的分时电价与广州市某充电站一致,如表1所示。

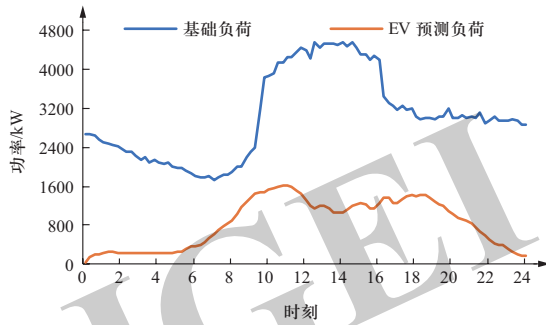


图3 商业区基础负荷与EV预测负荷

Fig. 3 Basic load of commercial district and EV forecast load

表1 充电站分时电价

Table 1 Time-of-use price of charging station

时段	时间	电网电价 /(元·(kWh) ⁻¹)	服务电价 /(元·(kWh) ⁻¹)
谷时段	0:00—8:00	0.25	0.38
平时段	8:00—14:00;17:00— 19:00;22:00—24:00	0.31	0.65
峰时段	14:00—17:00;19:00—22:00	0.43	1.03

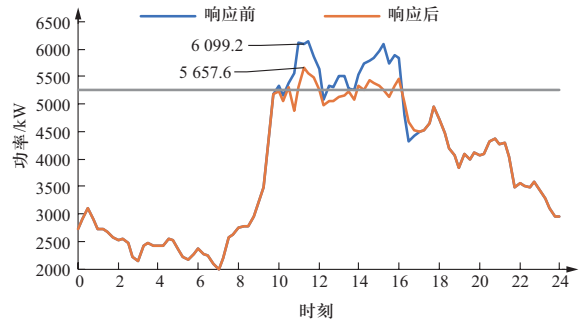
仿真中,设EV总数为600辆, P_{cN} 取60 kW, C_0 取60 kWh, η 取0.95; S_{dm} 取1; EV停留时长服从 $N(2, 0.5)$ 的正态分布; S_M 取0.9; S_{zd} 服从 $U(0.6, 0.9)$ 的均匀分布; b_{EVA} 取2.5元/kWh, B、C类用户的 c_0 分别取1.5元/kWh、2.5元/kWh, c_m 分别取3元/kWh、4元/kWh; a_x 、 b_x 分别取 $0.005 \text{元}/(\text{kWh})^2$ 和 $1.5 \text{元}/\text{kWh}$; Δt 为15 min; 根据收益比的大小将 β_1 、 β_2 之比设为1:4, 其和为1。

4.2 实时调度策略有效性分析

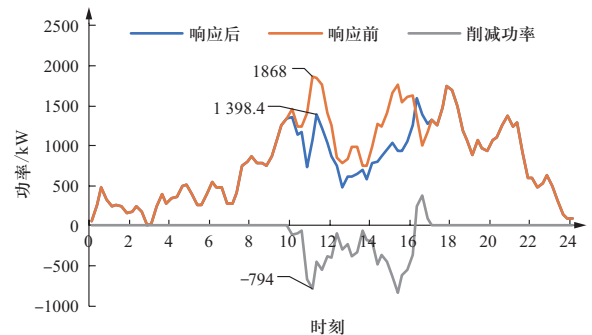
当CU的比例为30%,普通用户参与响应时优化前后的总负荷曲线如图4(a)所示, EV负荷曲线如图4(b)所示,响应车辆数和平均功率如图4(c)所示,优化结果见表2。

可见,从10时开始,由于预测负荷超过控制目标, EVA对相应EV进行调度。经过调度, EV充电负荷削峰率可达8.35%,由于基础负荷较大,总负荷削峰率下降为7.68%。当负荷突然增大时,参与响应的

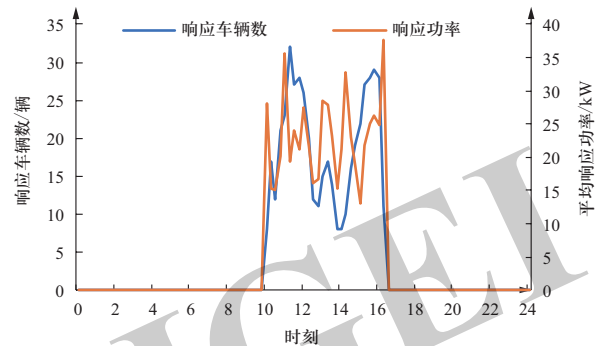
EV数量迅速增加,同时参与响应EV的平均充电功率受到调控迅速下降。在原负荷峰值时段附近,削减的功率也接近峰值,验证了本文提出的实时调度策略的有效性。



(a) 响应前后负荷曲线



(b) 响应前后EV功率对比



(c) 响应车辆数与平均功率

图4 实时调度的响应效果

Fig. 4 Response effect of real-time scheduling

由表2可知,在整个调度过程中,参与响应的时段总数为26,平均到各响应时段有17辆EV参与响应,这些EV的平均响应功率为25 kW,平均延迟充电时长为18.9 min,聚合商总收益为48 871元,收益增比为6.84,参与响应的EV用户平均收益为46.71元,平均收益增比为1.66,在尽量使总负荷不超过电网侧控制目标功率的情况下,能够兼顾聚合商和用户的利益。

表 2 签约用户占30%时的优化结果

Table 2 Optimization results when CUs account for 30%

EV负荷 削峰率	总负荷 削峰率	总响应 时段数	平均响应 EV数	平均响应 功率/kW
8.35%	7.68%	26	17	25
平均延迟 充电时长 /min	EVA收益 /元	EV收益 增比	EV平均 收益/元	EV平均 收益增比
18.9	48 871	6.84	46.71	1.66

4.3 普通用户参与响应与否的优化效果分析

当CU占比为30%时,普通用户参与响应与否的总负荷曲线如图5所示,优化结果见表3。

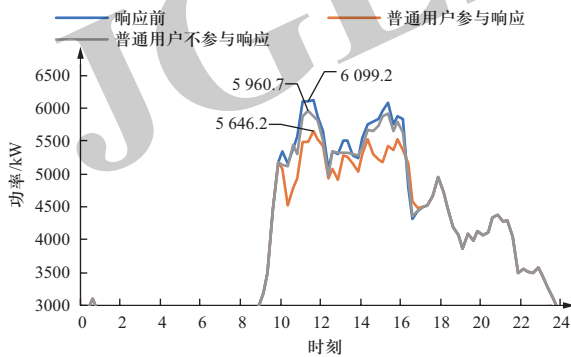


图 5 普通用户响应与否的负荷曲线

Fig. 5 Load curves of ordinary users responding or not

表 3 普通用户响应与否的优化结果

Table 3 Optimization results of ordinary users responding or not

普通用户 响应与否	总削 峰率	EVA 收益/元	EVA收益 增比	EV平均 收益/元	EV平均 收益增比
不响应	2.27%	2333	0.326 6	10.54	0.679 6
参与响应	7.68%	48 871	6.84	46.71	1.66

可见,普通用户参与响应时总负荷削峰率由不参与的2.27%增加到7.68%。因为当普通用户参与调度时,各时段的可调度潜力增加,负荷峰值降低较多,而当其不参与响应时,CU无法满足电网需求,电网将减少对聚合商的补贴,聚合商的收益因此下降,参与响应的EV平均收益也随之下降,因此有必要将普通用户纳入为DR范围,不仅能更好地满足电网需求,同时还可以增加聚合商和用户收益,实现三方的互利共赢。

4.4 不同比例签约用户的优化效果分析

当CU比例不同时,实时调度的优化效果也不相同,图6展示了CU比例分别为15%、30%和45%时,普通用户参与响应的负荷曲线,优化结果如表4所示。

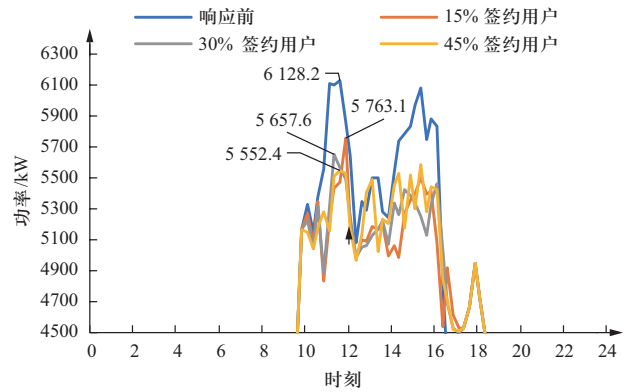


图 6 不同比例签约用户的负荷响应曲线

Fig. 6 Load response curves of CUs with different proportions

表 4 不同比例签约用户的优化结果

Table 4 Optimization results of CUs with different proportions

CU比例	总负荷 削峰率	EVA 收益/元	EVA收益 增比	EV平均 收益/元	EV平均 收益增比
15%	3.24%	60 309	8.44	50.1	1.82
30%	7.68%	48 871	6.84	46.7	1.66
45%	8.87%	34 906	4.88	37.4	1.25

由表可知,CU占比越大,削峰效果越好。因为CU的功率调控裕度相对于其他类别EV更加充足,因此当CU比例提升时,可削减的功率更多,总负荷的削峰率越大。当削峰率随签约比例的提升而增加时,聚合商下发给EV用户的总补偿费用增加,因此收益和收益增比降低,同时,由于参与响应的EV数量增加,EV用户的平均收益和平均收益增比稍有下降,但总体而言,仍能够在满足配电网馈线功率约束的前提下实现EVA和EV的较高收益,证明了本文所提实时调度策略的适用性。

5 结论

本文考虑EV用户需求差异和EV预测负荷,提出了以配电网馈线功率为约束,以EVA盈利增比和EV的平均收益增比为综合目标的实时调度优化策略,并通过仿真进行了验证,结论如下。

1)考虑EV预测负荷对EV进行实时调度,在原负荷峰值时段附近削减的功率也接近峰值,削峰效果良好,验证了所提实时策略的有效性。

2)从实际场景出发,将非签约用户纳入为DR对象,所提策略在满足电网削峰需求的同时增加了聚合商和用户收益,实现了三方的互利共赢。

3)分析签约用户所占比例变化时的优化效果,签

约用户比例的提升使负荷削峰率得到提高, EVA和EV仍保持较高收益, 验证了所提策略的适用性。

本文仅对特定区域内的用户进行了建模, 后续会将EVA区域特征、EV类型、预测精度等因素纳入分析; 另一方面, 将聚焦EVA与电网的交互特征, 研究EVA集群的协同优化策略。

参考文献

- [1] 刘坚, 熊英, 金亨美, 等. 电动汽车参与电力需求响应的成本效益分析: 以上海市为例[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(1): 86-94.
LIU Jian, XIONG Ying, KIM Hyoung Mi, et al. Economic assessment of demand response delivered by electric vehicles in Shanghai[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(1): 86-94(in Chinese).
- [2] LIU X Y, FENG T Y. Energy-storage configuration for EV fast charging stations considering characteristics of charging load and wind-power fluctuation[J]. Global Energy Interconnection, 2021, 4(1): 48-57.
- [3] 钱仲豪, 江志辉, 吴茜, 等. 计及不确定性因素的分布式电源与电动汽车充电站协调优化[J]. 电力工程技术, 2021, 40(1): 131-137.
QIAN Zhonghao, JIANG Zhihui, WU Xi, et al. Coordinated optimization of distributed power and electric vehicle charging stations considering uncertain factors[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 131-137(in Chinese).
- [4] 诸晓骏, 陈曦, 李妍, 等. 考虑电动汽车接入的主动配电网优化调度[J]. 电力工程技术, 2021, 40(3): 141-147.
ZHU Xiaojun, CHEN Xi, LI Yan, et al. Optimal dispatching of active distribution network considering electric vehicle access[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(3): 141-147(in Chinese).
- [5] 周衍涛, 戴军, 苑惠丽, 等. 城市电动汽车充电设施需求预测与规划布局研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24): 177-187.
ZHOU Yantao, DAI Jun, YUAN Huili, et al. Demand forecasting and planning layout of urban electric vehicle charging facilities[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(24): 177-187(in Chinese).
- [6] 陈吕鹏, 潘振宁, 余涛, 等. 基于动态非合作博弈的大规模电动汽车实时优化调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 32-40.
CHEN Lüpeng, PAN Zhenning, YU Tao, et al. Real-time optimal dispatch for large-scale electric vehicles based on dynamic non-cooperative game theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 32-40(in Chinese).
- [7] 吴洲洋, 艾欣, 胡俊杰. 电动汽车聚合商参与调频备用的调度方法与收益分成机制[J]. 电网技术, 2021, 45(3): 1041-1050.
WU Zhouyang, AI Xin, HU Junjie. Dispatching and income distributing of electric vehicle aggregators' participation in frequency regulation[J]. Power System Technology, 2021, 45(3): 1041-1050(in Chinese).
- [8] RIVERA J, GOEBEL C, JACOBSEN H A. Distributed convex optimization for electric vehicle aggregators[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(4): 1852-1863.
- [9] 吕仁周, 白晓清, 李佩杰, 等. 基于交替方向乘子法的电动汽车分散式充电控制[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(16): 56-63.
LYU Renzhou, BAI Xiaoqing, LI Peijie, et al. Decentralized charging control of electric vehicles based on alternate direction method of multiplier[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(16): 56-63(in Chinese).
- [10] 张钦, 王锡凡, 王建学, 等. 电力市场下需求响应研究综述[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(3): 97-106.
ZHANG Qin, WANG Xifan, WANG Jianxue, et al. Survey of demand response research in deregulated electricity markets[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(3): 97-106(in Chinese).
- [11] RAOOFAT M, SAAD M, LEFEBVRE S, et al. Wind power smoothing using demand response of electric vehicles[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2018, 99: 164-174.
- [12] PAL S, KUMAR R. Electric vehicle scheduling strategy in residential demand response programs with neighbor connection[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(3): 980-988.
- [13] GHASEMKHANI A, YANG L, ZHANG J S. Learning-based demand response for privacy-preserving users[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(9): 4988-4998.
- [14] 赵玉, 徐天奇, 李琰, 等. 基于分时电价的电动汽车调度策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 92-101.
ZHAO Yu, XU Tianqi, LI Yan, et al. Research on electric vehicle scheduling strategy based on time-shared electricity price[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 92-101(in Chinese).
- [15] CAO Y J, TANG S W, LI C B, et al. An optimized EV charging model considering TOU price and SOC curve[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 388-393.
- [16] 崔金栋, 罗文达, 周念成. 基于多视角的电动汽车有序充电电价模型与策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(15): 4438-4450.
CUI Jindong, LUO Wenda, ZHOU Niancheng. Research on pricing model and strategy of electric vehicle charging and discharging based on multi view[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(15): 4438-4450(in Chinese).
- [17] 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(in Chinese).
- [18] 潘振宁, 余涛, 王克英. 考虑多方主体利益的大规模电动汽车分布式实时协同优化[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(12): 3528-3541.
- PAN Zhenning, YU Tao, WANG Keying. Decentralized coordinated dispatch for real-time optimization of massive electric vehicles considering various interests[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(12): 3528-3541(in Chinese).
- [19] 陈卉. 基于模型预测控制的主动配电网多时间尺度优化调度研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2016.
- [20] 阎怀东, 马汝祥, 柳志航, 等. 计及需求响应的电动汽车充电站多时间尺度随机优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(10): 71-80.
- YAN Huaidong, MA Ruxiang, LIU Zhihang, et al. Multi-time scale stochastic optimal dispatch of electric vehicle charging station considering demand response[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(10): 71-80(in Chinese).
- [21] 林国营, 卢世祥, 郭昆健, 等. 基于主从博弈的电网公司需求响应补贴定价机制[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(10): 59-67.
- LIN Guoying, LU Shixiang, GUO Kunjian, et al. Stackelberg game based incentive pricing mechanism of demand response for power grid corporations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(10): 59-67(in Chinese).

收稿日期: 2021-08-31; 修回日期: 2022-02-10。



周星月

作者简介:

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

王智东(1980), 男, 博士, 高级实验师, 研究方向为智能电网。通信作者, E-mail: zdwang@scut.edu.cn。

张勇军(1973), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为主动配电网、无功电压控制、可靠性与规划, 能源互联网运行控制等, E-mail: zhangjun@scut.edu.cn。

(责任编辑 张宇)

JGEEI