

# 基于价格—积分混合激励的车队充电聚合调度

王 宁, 吕叶林, 田航奇

(同济大学 汽车学院, 上海 201804)

**摘要:** 为了缓解电网压力, 提出了一套聚合电动汽车(EVs)参与电网调度的方法。该方法建立了电网—充电聚合商—电动汽车充电聚合调度框架, 采用动态积分—电价混合激励调动用户积极性, 并通过模糊推理法实时评估用户参与意愿, 最后建立多目标优化模型, 利用车辆运行数据进行算例验证。结果表明, 该方法相比于其他方法, 不仅提高了响应电网充电量, 降低了单位用电成本, 填补了电网负荷低谷, 还可以满足多种车—站规模场景的求解效率。

**关键词:** 电动汽车聚合调度方法; 混合激励; 模糊推理; 多目标优化

中图分类号: U469.72

文献标志码: A

## A Hybrid Price-Point Incentive-Based Approach for Fleet Charging Aggregation Scheduling

WANG Ning, LV Yelin, TIAN Hangqi

(School of Automotive Studies, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** To alleviate the pressure on the power grid, a method is proposed for aggregating electric vehicles (EVs) in grid dispatch. The method establishes a framework for grid-charging aggregation, incorporating the power grid, charging aggregators, and EVs. It utilizes a hybrid incentive approach that combines dynamic integration of incentives and time-of-use pricing to motivate user engagement. Real-time evaluation of user participation intention is conducted using fuzzy reasoning. Subsequently, a multi-objective optimization model is developed and validated using operational data from vehicles. The results demonstrate the superiority of the proposed method over alternative approaches, as it enhances grid charging capacity, reduces average electricity costs, and addresses low-demand periods, while efficiently catering to various vehicle-station

scale scenarios.

**Keywords:** aggregated scheduling methods for electric vehicles (EVs); hybrid incentives; fuzzy inference; multi-objective optimization

近年来我国大力推进新能源相关行业的发展。2020年国务院办公厅提出以电动汽车为代表的新能源汽车应融合新兴技术, 由单纯的交通工具转换为移动智能终端、能源储存装置<sup>[1]</sup>。优化调度电动汽车充电有利于电网安全稳定运行, 我国正积极推动电动汽车与电网的交互作用<sup>[2]</sup>。2022年国家发展改革委等提出, 推广有序充电, 实现电动汽车与电网协同互动<sup>[3]</sup>。中国的新能源汽车正在迅速发展。2022年新能源汽车销量688.7万辆, 新能源汽车的市场渗透率从2017年的2.4%增长至2022年的25%。但随着电动汽车渗透率的快速增长, 大规模电动汽车频繁地接入电网, 聚集性负荷加重了电网负担, 分散性负荷又造成冲击电压<sup>[4]</sup>。考虑到电动汽车拥有储能和移动2种特性, 合理引导和调度电动汽车充放电被认为是一种可以调节电网用电负荷尖峰平谷的重要手段。因此, 引导电动汽车聚合充电响应电网调度需求成为研究热点<sup>[5-6]</sup>。

电动汽车充电调度问题可分为静态调度和动态调度<sup>[7]</sup>。静态调度解决电动汽车停驶状态下的充、放电控制决策问题。通过调节电动汽车充、放电的时间和功率, 静态调度实现用户充电成本、可再生能源利用率和电网峰谷差的优化。动态调度解决电动汽车行驶状态下的充电导航问题。动态调度优化充电路径规划、充电时间和位置, 减少充电成本和时间。前者适用于私家车和公共汽车, 后者更适合营运电动汽车。动态调度策略面临一些技术难题, 调

收稿日期: 2023-05-06

基金项目: 国网浙江省电力有限公司科技项目(2023FD02)

第一作者: 王 宁, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为智能驾驶与智能汽车共享出行。

E-mail: wangning@tongji.edu.cn

通信作者: 吕叶林, 博士生, 主要研究方向为智能驾驶与智能汽车共享出行。E-mail: 2011454@tongji.edu.cn



论文  
拓展  
介绍

动电动汽车响应意愿的激励方案和充电调度方法设计是其中关键的 2 项<sup>[8]</sup>。电动汽车响应意愿的激励方案的研究重点在于用户参与电网调度意愿的影响因素和激励方法。现有研究发现,用户充电行驶距离<sup>[9]</sup>、荷电状态和充电成本<sup>[10]</sup>是影响电动汽车参与调度意愿的主要因素。实践中常用分时电价来引导电动汽车充电,也有研究基于分时电价建立了多种动态导航策略<sup>[11]</sup>。在分时定价的基础上,根据排队率和分时动态电价,可进一步减少充电等待时间、充电成本和总行驶时间<sup>[12]</sup>。另外有研究将充电站模型与电池约束的调度模型结合,同时考虑分时电价可以充分利用充电资源<sup>[13]</sup>。动态定价相比分时定价更加灵活多变,但是时空多变的价格容易给用户带来困扰。为了既不产生复杂多变的充电价格信息,又能够对用户进行时空层面的激励与引导,混合激励方式随之诞生<sup>[14]</sup>。在动态充电调度方法设计方面,常用基于模型的实时调度方法和基于强化学习的方法。前者常用数学规划方法建模和启发式算法求解<sup>[15-18]</sup>,优点是模型解释性强,但是在较短时间内难以获得最优解。后者常用深度强化学习<sup>[19]</sup>和图强化学习<sup>[20]</sup>建模与求解充电调度问题。这些方法的优点是可以适应不确定环境,但是需要大量数据作为输入,训练成本较高。综上所述,现有调度较少考虑用户的实际响应调度意愿,忽略了用户电价选择意向,而且没有考虑用户在多轮调度中的履约诚信度问题。针对充电调度问题建立的数学模型复杂、模型求解时间长,难以满足应用中的实时调度要求。

本文基于价格-积分混合激励方法,提出一套适用于大规模电动汽车聚合参与电网调度的多目标优化方法。首先,考虑电网、充电聚合商和电动汽车用户的协同交互关系建立车队充电聚合调度框架。其次,考虑电网的负荷调节需求、充电站闲置情况和用户履约诚信度,提出基于动态积分调节系数的混合激励机制来调动用户积极性。然后,基于电动汽车用户参与电网调度的主要影响因素,通过模糊推理法实时评估电动汽车用户参与电网调度意愿。最后,考虑电动汽车用户的行驶距离、充电成本和电网调度电量,建立多目标优化模型,并采用非支配排序遗传型 II 型算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)求解该模型,利用来自杭州市的充电站和营运电动车的实际运行数据开展算例验证和敏感性分析。本文提出的调度优化模型包括激励积分计算、意愿程度计算和车-站匹配调度计算,来保证求解质量和求解效率。

## 1 车队充电聚合调度框架及模型构建

### 1.1 车队充电聚合调度框架

充电聚合调度是指根据电网削峰填谷需要,利用激励方法将需要充电的电动汽车群体聚合到特定时间或地点参与充电。调度参与主体有电网、充电聚合商、充电站/桩和电动汽车,四者关系如图 1。首先,电网、电动汽车和充电站桩分别向充电聚合商提出了削峰填谷调度需求信息、充电需求信息和站桩状态信息。然后,充电聚合商利用多源信息,给电动汽车群体发出聚合调度引导的信息。最后,电动汽车被引导至合适的时间、站点,以适当的功率充电。充电聚合调度可以实现多方共赢。首先,车队的充电聚合调度可以达到平抑电网峰谷差、减少发电机组投资和稳定电网运行的目的;其次,用户牺牲一定充电时空灵活性而换取了经济补偿;最后,充电聚合商根据聚合的电动汽车充电负荷,从电网获得参与调度的奖励以及从电动汽车用户收取了充电服务费。

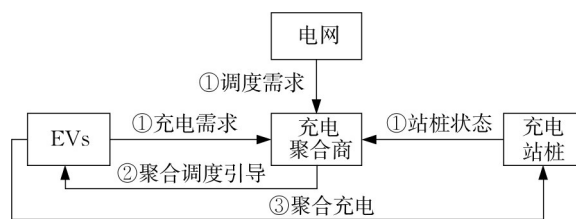


图 1 车队充电聚合调度框架

Fig. 1 EV fleet charging aggregation scheduling framework

### 1.2 车队充电聚合调度数学模型

#### 1.2.1 混合激励计算模型

调度过程的车辆状态随时间变化情况如图 2 所示,车辆从  $t_0$  时刻响应电网调度,  $t$  时刻到达充电站,  $t_1$  时刻充电完成,离开充电站。

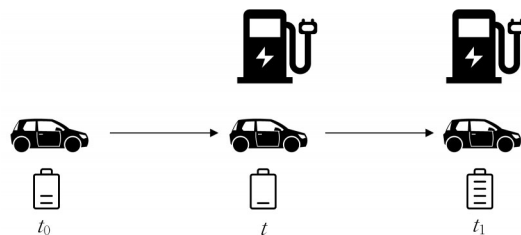


图 2 调度过程车辆状态变化

Fig. 2 Change of vehicle state in scheduling process

混合激励计算模型以分时定价为基础,建立一种激励积分体系,获得的积分可以抵扣充电费用。考虑电网用电负荷、充电站闲置情况和用户参与调

度履约诚信度,建立3个积分调整系数。结合充电量可以为每一辆车计算实时的激励积分,如式(1)所示:

$$Q_{i,j,t} = \Delta E_{i,j,t} \cdot p_{j,t} \cdot \varphi_1 \cdot \varphi_2 \cdot \varphi_3 \quad (1)$$

式中: $Q_{i,j,t}$ 为第*i*辆车在*t*时刻分配给*j*充电站的实时激励积分,元; $p_{j,t}$ 为*j*充电站在*t*时刻的充电价格,元; $\Delta E_{i,j,t}$ 为*t*时刻*i*车到达*j*站需要充入的电池能量,kWh。

$$\Delta E_{i,j,t} = C_i (B_{t_1,i} - B_{t_0,i}) + d_{t_0,i,j} \cdot E_{\text{con},i} \quad (2)$$

$$d_{t_0,i,j} = f_{\text{routing}}(t_0, l(i), l(j)) \quad (3)$$

$$E_{\text{con},i} = E_p(\bar{v}_{t_0}, T_{t_0}) + E_{\text{hvac}}(\bar{v}_{t_0}, T_{t_0}) - E_{\text{reg}}(\bar{v}_{t_0}) \quad (4)$$

$$\bar{v}_{t_0} = f_v(t_0, l(i)) \quad (5)$$

式中: $C_i$ 为*i*车的额定电池容量,kWh; $B_{t_1,i}$ 和 $B_{t_0,i}$ 分别为*t*<sub>1</sub>和*t*<sub>0</sub>时刻*i*车的电池荷电状态; $d_{t_0,i,j}$ 为*t*<sub>0</sub>时刻*i*车到*j*站的路径规划行驶距离,km; $E_{\text{con},i}$ 为*i*车的能耗水平,kWh·km<sup>-1</sup>; $E_p$ 为推进力能耗; $\bar{v}_{t_0}$ 为车的平均车速; $T_{t_0}$ 为环境温度; $E_{\text{hvac}}$ 为空调能耗; $E_{\text{reg}}$ 为回收制动能耗<sup>[21]</sup>(在算例中根据文献[21]中3种能耗的经验数据,模拟生成车的实时能耗); $\bar{v}_{t_0}$ 为汽车平均行驶速度。式(3)代表路径规划函数,输入当前时刻*t*<sub>0</sub>、车的位置*l*(*i*)和目的地位置*l*(*j*),获得在实际交通环境中*t*<sub>0</sub>时刻开始从*l*(*i*)到*l*(*j*)的行驶距离(在算例中可以通过调用高精度地图的路径规划接口计算 $d_{t_0,i,j}$ )。式(4)说明了电动汽车能耗的计算方式。式(5)说明 $\bar{v}_{t_0}$ 需要根据*t*<sub>0</sub>时刻车辆所在位置*l*(*i*)的交通环境来确定(在算例中可以通过调用高精度地图的城市交通实时路况接口计算 $\bar{v}_{t_0}$ )。

$$\varphi_1 = e^{-\frac{p_t}{\bar{p}}} - e^{-1} + 1 \quad (6)$$

式中: $\varphi_1$ 为针对电网功率的积分修正系数,取值范围是(1 - e<sup>-1</sup>, 2 - e<sup>-1</sup>); $p_t$ 为*t*时刻电网功率, $\bar{p}$ 为电网平均功率,kW。当电网负荷等于电网平均功率时, $\varphi_1=1$ ;当电网负荷小于电网平均功率时, $\varphi_1>1$ ,随着充电负荷减小, $\varphi_1$ 增长速率提升,实现电网负荷低时激励高;当电网负荷大于电网平均功率时, $\varphi_1<1$ ,随着充电负荷增大, $\varphi_1$ 增长速率降低,实现电网负荷高时激励低。

$$\varphi_2 = \frac{N_{\text{idle},t,j}}{N_{\text{all},j}} \quad (7)$$

式中: $\varphi_2$ 为针对充电桩利用率的积分修正系数,取值范围是[0, 1]; $N_{\text{idle},t,j}$ 为*t*时刻*j*充电站内空闲充电桩数量; $N_{\text{all},j}$ 为*t*时刻*j*充电站内总充电桩数量;当充电站内空闲充电桩等于总充电桩数量时, $\varphi_2$ 达到最

大值1;当充电站内空闲充电桩等于零时, $\varphi_2$ 达到最小值零;当充电站内空闲充电桩线性增加时, $\varphi_2$ 从零提升到1,实现充电站内空闲充电桩多时激励高、充电站内空闲充电桩少时激励低。

$$\varphi_3 = -\frac{1}{2} \left( \frac{M_{\text{com},i}}{M_{\text{all},i}} - 1 \right)^2 + 1 \quad (8)$$

式中: $\varphi_3$ 为针对用户履约诚信度的积分修正系数,取值范围是[0.5, 1.0]; $M_{\text{com},i}$ 为*i*车完成的车站匹配订单次数; $M_{\text{all},i}$ 为*i*车报名参与的车站匹配订单数量; $\frac{M_{\text{com},i}}{M_{\text{all},i}}$ 为履约诚信度;当 $\frac{M_{\text{com},i}}{M_{\text{all},i}}=0$ 时, $\varphi_3$ 达到最小值0.5;当 $\frac{M_{\text{com},i}}{M_{\text{all},i}}=1$ 时, $\varphi_3$ 达到最大值1;当 $\frac{M_{\text{com},i}}{M_{\text{all},i}}$ 从0增加到1, $\varphi_3$ 从0.5提升到1.0,提升速度在变慢,实现用户履约诚信度高时激励高、履约诚信度低时激励低。

### 1.2.2 用户响应意愿模型

由于用户的决策原则不是确定的,符合模糊推理原则。使用模糊推理方法结合专家知识建立用户响应意愿模型,输入与用户参与调度相关的变量,输出用户响应意愿概率值变量范围为[0, 1]。模糊推理方法的实现需要确定表示变量、根据专家知识或者问卷调查建立模糊规则<sup>[22]</sup>。

首先建立表示变量,电动汽车用户是否参与电网调度需要考虑的因素包括:车剩余电量是否够用(必要性)、参与调度的奖励是否足够多(吸引力)和行驶距离是否足够近(便捷性)。对行驶距离远近的考虑体现在后文优化模型的优化目标中,这里的用户响应意愿模型主要考虑前2个因素。因此需要建立表示剩余电量和响应激励的变量,剩余电量可以用电动汽车的荷电状态(state of charge, SOC)表示,变量范围(论域)是[0, 1]。为了与SOC的值域保持一致,用激励前后充电成本比值( $\lambda$ )作为激励的表示变量, $\lambda$ 计算方法如式(9):

$$\lambda = \frac{\Delta E_{i,j,t} \cdot p_{i,j,t} - Q_{i,j,t}}{\Delta E_{i,j,t} \cdot p_{i,j,t}} \quad (9)$$

接下来建立模糊规则,模糊规则包括隶属度函数和模糊控制规则。作者团队针对电动汽车参与充电调度的社会接受度在杭州进行了问卷调查,分析了多种因素对用户意愿的影响<sup>[23]</sup>,隶属度函数是根据该用户问卷调查得到的先验知识,表示了用户认为不同的变量在“低、中、高”的分布情况, $\lambda$ 、SOC和响应意愿概率的隶属度函数如式(10)、(11)和(12)所示:

$$u_\lambda = \begin{cases} u_{\lambda, \text{low}} = (1-x)/0.5 & 0 \leq x \leq 0.5 \\ u_{\lambda, \text{medium}} = \begin{cases} x/0.5 & 0 \leq x \leq 0.5 \\ (1-x)/0.5 & 0.5 \leq x \leq 1.0 \end{cases} \\ u_{\lambda, \text{high}} = (x-0.5)/0.5 & 0.5 \leq x \leq 1.0 \end{cases} \quad (10)$$

$$u_{\text{soc}} = \begin{cases} u_{\text{soc}, \text{low}} = (1-y)/0.5 & 0 \leq y \leq 0.5 \\ u_{\text{soc}, \text{medium}} = \begin{cases} y/0.5 & 0 \leq y \leq 0.5 \\ (1-y)/0.5 & 0.5 \leq y \leq 1.0 \end{cases} \\ u_{\text{soc}, \text{high}} = (y-0.5)/0.5 & 0.5 \leq y \leq 1.0 \end{cases} \quad (11)$$

$$u_{\text{willingness}} = \begin{cases} u_{\text{willingness}, \text{very low}} = (0.25-z)/0.25 & 0 \leq z \leq 0.25 \\ u_{\text{willingness}, \text{low}} = \begin{cases} z/0.25 & 0 \leq z \leq 0.25 \\ (0.5-z)/0.25 & 0.25 \leq z \leq 0.50 \end{cases} \\ u_{\text{willingness}, \text{medium}} = \begin{cases} (z-0.25)/0.25 & 0.25 \leq z \leq 0.50 \\ (0.75-z)/0.25 & 0.5 \leq z \leq 0.75 \end{cases} \\ u_{\text{willingness}, \text{high}} = \begin{cases} (z-0.5)/0.25 & 0.5 \leq z \leq 0.75 \\ (1-z)/0.25 & 0.75 \leq z \leq 1.00 \end{cases} \\ u_{\text{willingness}, \text{very high}} = (z-0.75)/0.25 & 0.75 \leq z \leq 1.00 \end{cases} \quad (12)$$

模糊控制规则是基于专家提供的电池荷电状态和 $\lambda$ 对用户响应意愿概率的模糊对应关系,是表示不同的电池荷电状态与 $\lambda$ 组合对应条件下的用户意愿模糊集<sup>[24]</sup>,用户参与调度意愿模糊控制规则如表1所示。最后,根据响应意愿概率值隶属函数的反函数用相应的隶属度即可求出响应意愿概率值论域中对应的值,下文响应意愿概率值推导采用Python软件中的skfuzzy模块实现。

表1 用户参与调度意愿模糊控制规则

Tab. 1 Fuzzy control rules for users' willingness to participate in scheduling

$\lambda$	SOC		
	低	中	高
低	极高	高	中
中	高	中	低
高	中	低	极低

### 1.2.3 车站匹配调度模型

(1)模型假设:①假设不考虑电动汽车接入电力系统后放电的情形;②假设到达充电站的汽车按照恒定功率充电;③假设不考虑信号传播和用户反馈的时间延迟。

(2)决策变量

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{电动汽车 } i \text{ 到充电站 } j \text{ 充电} \\ 0 & \text{电动汽车 } i \text{ 不到充电站 } j \text{ 充电} \end{cases} \quad (13)$$

(3)目标函数

$$\min F_1 = \sum_t \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{i,j} \cdot d_{t_0,i,j} \quad (14)$$

$$\max F_2 = \sum_t \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{i,j} \cdot Q_{i,j,t} \quad (15)$$

$$\max F_3 = \sum_t \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J S_{i,j} \cdot \Delta E_{i,j,t} \quad (16)$$

式中: $F_1$ 为车队行驶距离; $F_2$ 为车队激励积分; $F_3$ 为指定时段车队充电量。

(4)约束条件

$$\sum_{j=1}^J S_{i,j} = 1 \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^I S_{i,j} \leq N_{\text{idle},j} \quad (18)$$

$$d_{t_0,i,j} \leq \max d_{t_0,i} \quad (19)$$

$$\frac{d_{t_0,i,j} - d_{\min}}{\bar{v}_{t_0}} \cdot \pi \leq Q_{i,j,t} \quad (20)$$

$$\frac{Q_{i,j,t}}{\Delta E_{i,j,t}} \leq p_{j,t} \cdot \mu_{j,t} \quad (21)$$

$$P_{i,j,t} \leq P_j \quad (22)$$

式(17)代表电动汽车*i*只能选择一个充电站充电。式(18)代表充电站*j*容纳能力有限,容纳的车辆数应该小于等于空闲充电桩数目 $N_{\text{idle},j}$ 。式(19)代表电动汽车*i*到达充电站*j*距离 $d_{t_0,i,j}$ 应该小于等于电动汽车剩余电量能行驶的最远距离 $d_{t_0,i}$ 。式(20)代表电动汽车*i*到达充电站*j*充电的时间成本应该小于等于获得的积分激励,其中 $d_{\min}$ 为车到附近最近的充电站的距离, $\pi$ 为营运电动车平均时薪,元·h<sup>-1</sup>。式(20)可以保证个别电动汽车驾驶员的时间成本不会过高。式(21)为电动汽车因参与电网调度的单位充电量获得的激励积分不应该高于充电的服务费价格,元·kWh<sup>-1</sup>,其中 $\mu_{j,t}$ 为充电站*j*在时刻*t*的充电服务费占总充电价格的比例。式(18)的作用是保证即使在用户充电成本最低时,充电聚合商的最大让步是不向用户收取充电服务费。因此,充电聚合商仍然可

以从电网端获取聚合充电负荷的奖励,从而保证充电聚合商的收益来源。式(22)代表电动汽车的充电功率受充电站桩的功率输出限制,其中 $P_{i,j,t}$ 为电动汽车 $i$ 在充电站 $j$ 中在时刻 $t$ 的充电功率, $P_j$ 为充电站 $j$ 的充电桩最大输出功率。

## 2 车队充电聚合调度策略

上述模型是多目标线性整数规划模型,相关的求解算法包括分支定界、割平面法和启发式智能算法等,为了保证模型求解的高效便捷,采用非支配排序遗传算法2(NSGA-II算法)进行求解。具体的车队充电聚合调度策略如图3,具体步骤为:①读取各类信息,包括车—站—电网信息,初始化各类信息和计算参数;②建立车—站匹配距离、积分和电量矩阵,计算混合激励;③计算车辆与各个充电站的积分激励矩阵,计算用户意愿,当车—站匹配中意愿最高的情况尚且不能达到设定的意愿阈值时,该车不参与调度,超出阈值时所剩余的车—站匹配均为可行解;④更新车—站信息矩阵,调用求解算法求解车—站匹配情况,用户执行过程记录履约诚信度,并在执行后更新车—站状态。

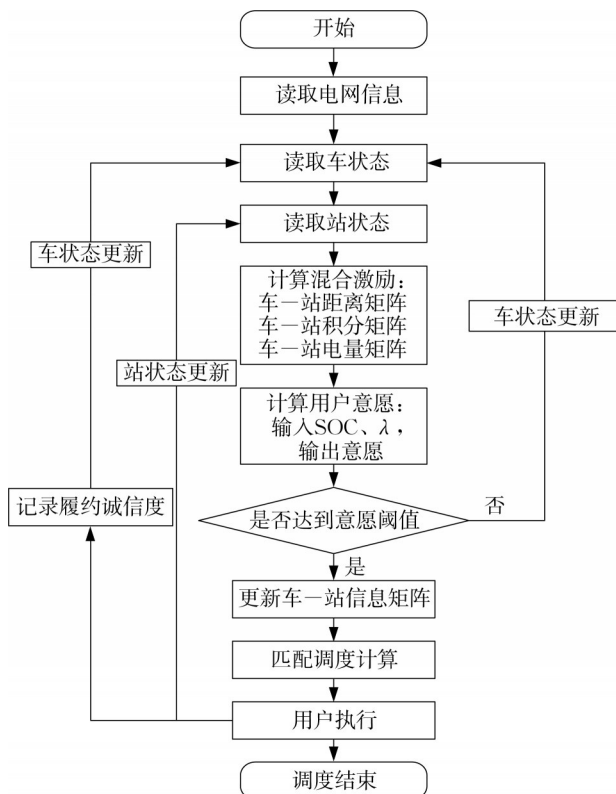


图3 基于混合激励的车站匹配调度流程

Fig. 3 Vehicle-station matching scheduling process based on hybrid incentives

## 3 算例仿真与分析

### 3.1 基础数据

为了验证理论模型的效果,从浙江省杭州市采集了1000辆营运电动汽车、100个充电站的运行数据以及杭州市用电负荷数据(由国网浙江电动汽车服务有限公司提供原始数据,2022年1月的数据)。电动汽车的数据包括车辆的位置、荷电状态、电池标称容量和最大充电功率。充电站的数据包括站内的桩数量、最大充电功率。需要说明的是,这些电动汽车的标称电池容量为40 kWh,最大充电功率范围是20~60 kW,充电站内的所有充电桩的充电功率上限是120 kW,站内充电桩数量是6~24个。在算例研究中,根据文献[21]的经验数据,模拟生成电动汽车的能耗,平均能耗约 $15 \text{ kWh} \cdot (100 \text{ km})^{-1}$ ,具体数值随着车辆位置和温度变化有少许差异。利用百度地图(<https://lbsyun.baidu.com/>)的路径规划接口和城市交通实时路况接口获得了车与充电站之间的行驶距离与实时道路行驶速度。

调度之前的车辆、充电站的位置分布信息如图4所示。全天居民用电负荷信息以及充电分时价格如图5、6所示。图5展示了杭州市当天每分钟用电负荷,2:00—8:00、14:00—16:00均有明显的用电低谷,10:00前后和20:00前后有明显的用电高峰。案例中电网调度的目标是填补用电低谷,开始调度时间 $t_0$ 为14:00。图6展示了杭州市某些充电站的分时充电价格,全天划分为6个时间段。22:00—8:00的价格为 $0.7 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ ,8:00—9:00的价格为 $1.4 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ ,9:00—11:00的价格为 $1.6 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ ,11:00—13:00的价格为 $0.6 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ ,13:00—17:00的价格为 $1.6 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ ,17:00—22:00的价格为 $1.4 \text{ 元} \cdot \text{kWh}^{-1}$ 。

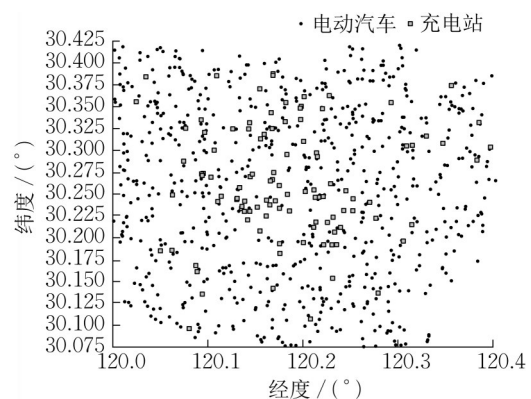


图4 电动汽车、充电站位置分布

Fig. 4 Distribution of electric vehicles and charging station locations

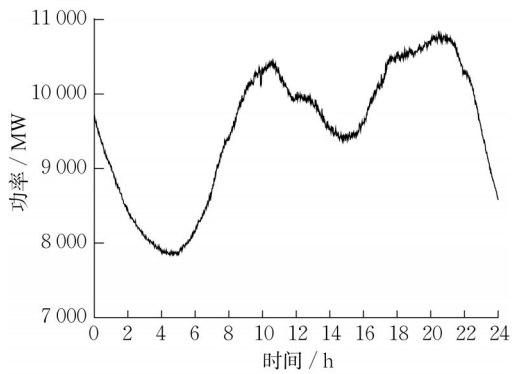


图5 杭州市某日居民用电负荷分布

Fig. 5 Distribution of residential electricity load in Hangzhou on a certain day

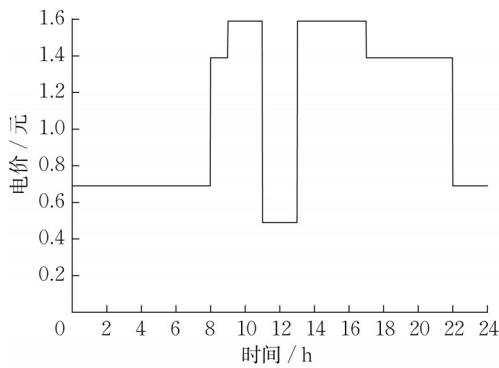


图6 杭州市电动汽车24h充电分时价格

Fig. 6 24h charging price for electric vehicles in Hangzhou

### 3.2 车队充电调度结果分析

为充分考虑用户参与调度的意愿,根据用户调查设置意愿阈值。当用户参与调度意愿概率值没有超过阈值时,该车不参与调度,默认条件下将阈值设置为0.5。通过意愿程度计算,1 000辆车的参与调度意愿超出意愿阈值的有883辆。通过调节激励积分系数,多轮调度中实际参与度也都能够保持80%及以上。根据模型输出结果,本轮最优车辆调度方案的优化目标结果如表2所示,该求解结果为帕累托解集。其中任意解满足约束条件,可由决策人员根据实际需要进一步确定执行某个解。以最短行驶距离解、最大充电量和最大充电积分的3个帕累托解为例,883辆车行驶22 535.07 km,平均每辆车行驶25.52 km,883辆车响应充电量31 957.80 kWh,平均每辆车响应充电量36.19 kWh,883辆车响应充电量23 365.77元的积分,平均每辆车获得26.46元的积分。最后把上述3个帕累托解的结果求平均值( $\bar{x}$ ),来展示求解结果的平均水平。

图7展示了模糊推理10 000次得到的用户响应

表2 多目标优化调度结果

Tab. 2 Multi-objective optimal scheduling results

帕累托解条件	行驶距离/km	充电量/kWh	充电积分/元
行驶距离最短	21 226.54	31 764.83	23 161.81
充电量最大	23 189.49	32 059.27	23 452.78
充电积分最大	23 189.19	32 049.29	23 482.71
$\bar{x}$	22 535.07	31 957.80	23 365.77

意愿概率值(范围为0~1)的频率(范围为0~1)分布曲线和累积频率分布曲线,图7中设置了以概率值为0.5的意愿阈值线,0.5意愿阈值线左侧累积频率为0.28,右侧累积频率为0.72,意味着随机模拟的大部分用户的响应意愿大于0.5,而不是均匀分布。而且从图7中可以发现,响应意愿概率值在0.5附近累积频率曲线发生较大的变化,把阈值设置为0.5,便于把少数响应意愿概率值很低的用户剔除。

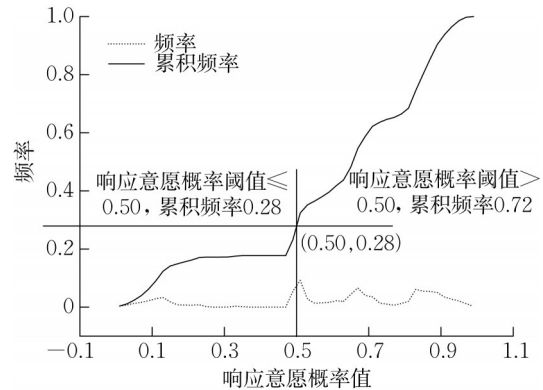


图7 用户响应意愿概率频率分布

Fig. 7 Probability frequency distribution of users' response willingness

### 3.3 算例对比分析

将基于混合激励的聚合调度方法与基于分时电价的聚合调度方法对各指标的优化效果进行比较。为了保证对比效果,基于动态电价的聚合调度方法中也采用模糊推理方法确定用户响应意愿。输入变量被设置为电动汽车的电池荷电状态和实时充电价格与全天最高充电价格比值( $\lambda_2$ ), $\lambda_2$ 计算方法如(19)所示。将响应意愿阈值也设置为0.5,通过响应意愿概率计算,1 000辆车的参与调度意愿超出意愿阈值的有650辆。

$$\lambda_2 = \frac{p_{i,j,t}}{p_{i,j,\max}} \quad (23)$$

式中: $p_{i,j,t}$ 为*i*车在*j*充电站的*t*时刻充电价格,元·kWh<sup>-1</sup>;  $p_{i,j,\max}$ 为一天内*i*车在*j*充电站充电价格的最大值,元·kWh<sup>-1</sup>。

将基于混合激励和动态价格的方法进行对比,计

算每一辆车的平均行驶距离、平均充电量和单位用电成本,结果如表3所示,用 $\bar{x}$ 表示前3种条件下的各种指标的平均值,用 $\delta$ 表示不同指标在应用混合激励方法时相对于分时定价方法的变化值。相比于分时定价方法,基于混合激励的方法增加了63.4%的车辆充电调度的平均行驶距离,但是增加了43.6%的响应电网充电量,同时也降低了45.7%的单位用电成本。因此,基于混合激励的充电聚合调度方法比分时电价方法更适合响应电网调度需求。

表3 混合激励和分时定价激励方法调度结果对比

Tab. 3 Comparison between hybrid incentive and time-of-use pricing incentive methods

帕累托解条件	平均行驶距离/ km		平均充电量/ kWh		单位用电成本/ 元	
	分时 定价	混合 激励	分时 定价	混合 激励	分时 定价	混合 激励
行驶距离最短	15.03	24.04	24.50	35.97	1.60	0.871
充电量最大	16.26	26.26	25.80	36.31	1.60	0.868
充电积分最大	15.58	26.26	25.30	36.30	1.60	0.867
$\bar{x}$	15.62	25.52	25.20	36.19	1.60	0.869
$\delta$	+63.4%		+43.6%		-45.7%	

### 3.4 敏感性分析

为进一步探索提出的方法对大规模车队和充电站的适应性,需分析不同车一站规模组合条件的算法求解时间、行驶距离、充电量、度电成本和用户参与率等多个指标的变化情况。从杭州市获取另400个充电站信息,利用蒙特卡洛仿真法,模拟得到更大规模充电站的站桩分时占用数据。根据实际获取的1000辆营运汽车的位置和荷电状态数据,模拟得到更大规模的电动汽车分时状态数据,形成2000车-200站、3000车-300站、4000车-400站以及5000车-500站的匹配计算场景,如表4所示,按照不同的车一站规模组合设计5种工况,1000车-100站(工况1)、2000车-200站(工况2)、3000车-300站(工况3)、4000车-400站(工况4)、5000车-500站(工况5)。

表4 不同规模车一站匹配组合的求解结果

Tab. 4 Solution results for different-sized vehicle-station matching combinations

工况	平均求解 时间/s	平均行驶 距离/km	平均充电 量/kWh	单位用电 成本/元	平均参 与率/%
工况1	12.345	25.5210	36.1920	0.8689	88.3
工况2	17.246	24.3850	35.1584	0.8689	85.9
工况3	24.445	24.2410	35.8050	0.8692	85.4
工况4	40.864	24.3770	35.7310	0.8674	86.1
工况5	52.127	24.7560	35.7690	0.8685	86.0

为了直观地体现各个指标的相对变化,图8展示了不同的车一站规模组合中的算法求解时间,图9展

示了不同的车一站规模组合中的各个指标与1000车-100站的指标的百分比变化情况。通过对比可以发现,随着车一站规模从1000车-100站逐渐增加到5000车-500站,求解时间的增加接近线性变化,而且最大的求解时间能保持在分钟级别以内,证明了该算法的时效性。在其余的4个指标中,度电成本的变化最小,每一种车一站规模组合中都接近0.87元;行驶距离、充电量和参与率的变化更大,但是不同的车一站规模组合中的这3个指标与1000车-100站的百分比也在95%~100%,说明车一站规模组合的增加对本文充电调度算法的影响较小,大规模条件下该模型算法的求解效果也依然能够保证。最后,图10展示了5000车-500站参与调度前后电网负荷变化的对比情况,调度后电网负荷低谷时段的平均负荷率提升1.25%,体现了规模化电动汽车参与电网调度的“填谷”效果。

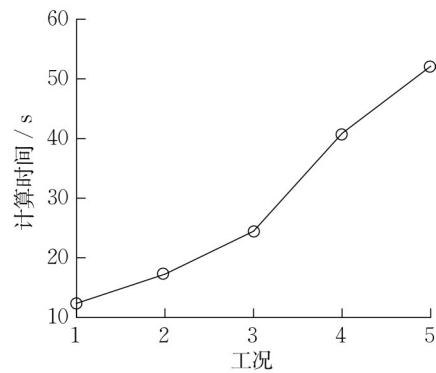


图8 不同的车一站规模组合中的计算时间

Fig. 8 Calculation time in different vehicle-station size combinations

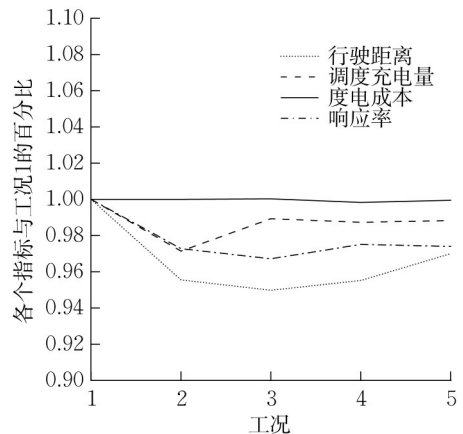


图9 不同的车一站规模组合中的各个指标与1000车-100站的百分比变化

Fig. 9 Percentage change of each indicator in different vehicle-station size combinations with 1000 vehicles - 100 stations

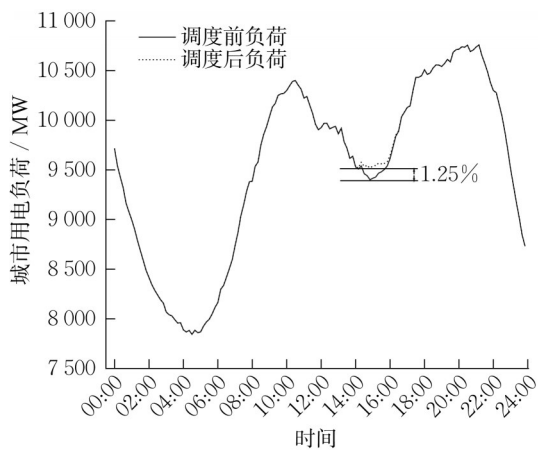


图 10 5000 车-500 站参与调度前后电网负荷对比

Fig. 10 Comparison of grid load before and after the participation of 5000 vehicles-500 stations in dispatching

## 4 结语

在碳达峰、碳中和的背景下,电动汽车正在被广泛推广,由充电带来的问题也逐渐受到重视。针对营运电动汽车充电聚合参与电网削峰填谷调度的问题,提出一种基于动态积分—价格混合激励的聚合调度方法。这种方法以分时定价为基础,考虑电网用电负荷、充电站闲置情况和用户参与调度履约诚信度,建立 3 个积分调整系数,用来调动电动汽车用户参与电网调度的积极性。同时,采用模糊推理模型考虑了用户参与调度的意愿,利用 NSGA-II 算法求解提出的多目标优化模型,通过实际的车—站运营数据开展验证试验,并且与分时定价调度方法对比,体现该方法的效果。这套方法不仅可以提升车队聚合调度充电量,也显著降低了电动汽车用户的充电成本。通过多种车—站规模组合的充电调度算例,分析了算法求解时间、行驶距离、充电量、度电成本和用户参与率等多个指标的变化来验证本文方法的泛化性能。结果表明,算例从 1000 车-100 站组合逐渐增长到 5000 车-500 站组合的过程中,除了求解时间呈线性增长,其他指标均可以保持稳定水平。例如,平均用户参与率基本都达到 85% 以上,并且在 5000 车-500 站的算例中,该方法将电网负荷的低谷填补了 1.25%。这些结果表明,本文方法在电网填谷方面具有很好的效果。

本文提出的基于价格—积分混合激励的车队充电聚合调度模型为大规模 EV 接入的配电网调度提供了新的思路,可以进一步用于车网互动、充电站选址等其他研究方向。本文的不足之处在于没有考虑

电动汽车接入电网放电(V2G, Vehicle to Grid)的场景,后续工作应将 V2G 纳入建模的条件中,来实现更效率的电网“削峰填谷”调度。

### 作者贡献声明:

王 宁:研究思路整理,论文撰写与修改。

吕叶林:论文框架设计,论文撰写与修改。

田航奇:图表绘制,论文审阅与修改。

### 参考文献:

- [1] 国务院办公厅。国务院办公厅关于印发新能源汽车产业发展规划(2021—2035 年)的通知[EB/OL]. [2023-04-13]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content\\_5556716.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content_5556716.htm).
- [2] General Office of the State Council. Notice of the General Office of the State Council on the issuance of the development plan for the new energy vehicle industry (2021—2035) [EB/OL]. [2023-04-13]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content\\_5556716.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2020-11/02/content_5556716.htm).
- [3] CHACKO P J, SACHIDANANDAM M. An optimized energy management system for vehicle to vehicle power transfer using micro grid charging station integrated Gridable Electric Vehicles[J]. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2021, 26: 100474.
- [4] 发展改革委, 国家能源局, 工业和信息化部, 等. 国家发展改革委等部门关于进一步提升电动汽车充电基础设施服务保障能力的实施意见 [EB/OL]. [2023-04-13]. [http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/21/content\\_5669780.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/21/content_5669780.htm). National Development and Reform Commission, National Energy Administration, Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. National Development and Reform Commission and other departments on further enhancing the implementation of electric vehicle charging infrastructure services to ensure the ability of other Chinese government website [EB/OL]. [2023-04-13]. [http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/21/content\\_5669780.htm](http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-01/21/content_5669780.htm).
- [5] XU X, LI K, WANG F, *et al.* A multi-timescale response capability evaluation model of ev aggregator considering customers' response willingness [C]//2020 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting. Detroit: IEEE, 2020: 1-10.
- [6] WEI C, XU J, LIAO S, *et al.* Aggregation and scheduling models for electric vehicles in distribution networks considering power fluctuations and load rebound[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2020, 11(4): 2755.
- [7] WU J, JIA Q S. On optimal charging scheduling for electric vehicles with wind power generation [J]. *Fundamental Research*, 2022, 4(4):951.
- [8] 张延宇, 饶新朋, 周书奎, 等. 基于深度强化学习的电动汽车



- 充电调度算法研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(16): 179.
- ZHANG Yanyu, RAO Xinpeng, ZHOU Shukui, *et al.* Research progress of electric vehicle charging scheduling algorithm based on deep reinforcement learning [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(16): 179.
- [8] 刘敦楠, 王玲湘, 汪伟业, 等. 基于深度强化学习的大规模电动汽车充换电负荷优化调度[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(4): 36.
- LIU Dunnan, WANG Lingxiang, WANG Weiye, *et al.* Optimized scheduling of large-scale electric vehicle charging and switching loads based on deep reinforcement learning [J]. Power System Automation, 2022, 46(4): 36.
- [9] LIU Jinpeng, ZHANG Tengxi, ZHU Jiang, *et al.* Allocation optimization of electric vehicle charging station (EVCS) considering with charging satisfaction and distributed renewables integration[J]. Energy, 2018, 164: 560.
- [10] WANG N, TIAN H, ZHU S, *et al.* Analysis of public acceptance of electric vehicle charging scheduling based on the technology acceptance model[J]. Energy, 2022, 258: 124804.
- [11] GHAVAMI A, KAR K. Nonlinear pricing for social optimality of PEV charging under uncertain user preferences [C]//2014 48th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS). Princeton: [S.n.], 2014: 1-6.
- [12] 魏翔, 高辉, 刘建. 基于DEB-ABC算法的电动汽车充电优化调度模型[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1): 179.
- WEI Xiang, GAO Hui, LIU Jian. An optimal scheduling model for electric vehicle charging based on DEB-ABC algorithm [J]. Computer System Applications, 2023, 32(1): 179.
- [13] 王子奇, 侯思祖, 郭威. 考虑库存电池的光储换电站优化充电策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(10): 142.
- WANG Ziqi, HOU Sizu, GUO Wei. Optimal charging strategy for photovoltaic storage and exchange stations considering stock batteries[J]. Power Automation Equipment, 2022, 42(10): 142.
- [14] 侯慧, 唐俊一, 王逸凡, 等. 价格与激励联合需求响应下电动汽车长时间尺度充放电调度[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(15): 46.
- HOU Hui, TANG Junyi, WANG Yifan, *et al.* Electric vehicle long time scale charging and discharging scheduling under joint price and incentive demand response [J]. Power System Automation, 2022, 46(15): 46.
- [15] 程杉, 杨堃, 魏昭彬, 等. 计及电价优化和放电节制的电动汽车充电站有序充放电调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 1.
- CHENG Shan, YANG Kun, WEI Zhaobin, *et al.* Orderly charging and discharging scheduling for electric vehicle charging stations with tariff optimization and discharge throttling [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 1.
- [16] 蔡志民. 基于改进蚁群算法的电动汽车充电调度研究[D]. 广州: 广州大学, 2022.
- CAI Zhimin. Research on electric vehicle charging scheduling based on improved ant colony algorithm [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2022.
- [17] 邢强, 陈中, 冷钊莹, 等. 基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 534.
- XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, *et al.* Path planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2020, 40(2): 534.
- [18] 谈梓豪. 基于链路预测的空载期出租车充电站推荐技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
- TAN Zihao. Research on the recommendation technology of cab charging station based on link prediction during idle period [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [19] HAO X, CHEN Y, WANG H, *et al.* A V2G-oriented reinforcement learning framework and empirical study for heterogeneous electric vehicle charging management [J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 89: 104345.
- [20] 袁红霞, 张俊, 许沛东, 等. 基于图强化学习的电力交通耦合网络快速充电需求引导研究[J]. 电网技术, 2021, 45(3): 979.
- YUAN Hongxia, ZHANG Jun, XU Peidong, *et al.* Research on fast charging demand guidance for coupled electric traffic networks based on graph reinforcement learning [J]. Power Grid Technology, 2021, 45(3): 979.
- [21] YI Z, BAUER P H. Adaptive multiresolution energy consumption prediction for electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(11): 10515. DOI:10.1109/TVT.2017.2720587.
- [22] 陈丽丹, 张尧, FIGUEIREDO A. 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.
- CHEN Lidan, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. A review of electric vehicle charging and discharging load prediction research [J]. Power System Automation, 2019, 43(10): 177.
- [23] WANG N, TIAN H, ZHU S, *et al.* Analysis of public acceptance of electric vehicle charging scheduling based on the technology acceptance model [J]. Energy, 2022, 258: 124804.
- [24] 李晓辉. 出行方式选择模糊推理模型研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- LI Xiaohui. Research on fuzzy inference model of travel mode choice [D]. Harbin: Harbin University of Technology, 2013.