

考虑调度可行性的电动出租车时空双层充电优化

田晟, 李乐洋

(华南理工大学土木与交通学院, 广州 510640)

摘要: 随着各城市电动出租车群体不断扩大, 其规模化的无序充电行为不仅会加剧电网负荷曲线的波动, 威胁电网的稳定和安全, 也会降低偏远充电站的设备利用率。为此, 基于“车-站-网”信息协同建立了电动出租车有序充电引导系统, 该系统在考虑用户参与调度可行性的基础上提出了一种电动出租车时空双层充电优化策略。在时间层模型中, 以电网负荷曲线峰谷差、标准差最小以及用户充电成本最小建立多目标优化模型。该模型提前优化电动出租车的充电时间负荷, 为各用户预约充电时间窗口; 在空间层模型中, 以各充电站平均利用率均衡及用户充电时间成本最小为目标对电动出租车充电空间负荷进行实时调度, 为用户分配最优充电站。最后, 通过算例仿真验证了所提优化策略的有效性, 能够兼顾配电网、充电站运营商、电动出租车用户三方的利益。

关键词: 电动出租车; 充电引导; 调度可行性; 时空负荷调度; 多目标优化

Spatiotemporal Bi-Level Charging Optimization of Electric Taxi Considering Scheduling Feasibility

TIAN Sheng, LI Leyang

(School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: With the continuous expansion of electric taxi fleets in various cities, their large-scale and unregulated charging behaviors will not only aggravate the fluctuation of the power grid load curve, threaten the stability and security of the power grid, but also reduce the equipment utilization rates of remote charging stations. Therefore, an electric taxi orderly charging guidance system is established based on the information cooperation of “vehicle-station-network”, which proposes a spatiotemporal bi-level charging optimization of electric taxi considering the feasibility of user participation in scheduling. In the temporal level model, a multi-objective optimization model is established based on minimizing the peak-valley difference, standard deviation and the charging cost of users. This model optimizes the charging time load of electric taxis in advance and reserves charging time windows for each user. In the spatial level model, real-time scheduling of the spatial load of electric taxi charging is carried out with the objectives of balancing the average utilization rate of each charging station and minimizing users' charging time cost, in order to allocate the optimal charging station for each user. Finally, the effectiveness of the proposed optimization strategy is verified through a case simulation, demonstrating its ability to balance the interests of power distribution network, charging station operators and electric taxi users.

Key words: electric taxi; charging guidance; scheduling feasibility; spatiotemporal load scheduling; multi-objective optimization

0 引言

近年来我国居民燃油汽车保有量的不断提高所

引起的能源短缺和环境污染问题日益凸显, 大力发展以纯电动汽车为代表的新能源汽车产业成为我国应对气候变化、推动绿色发展的重要战略举措。电动出租车作为电动汽车的主要应用类型, 其大规模的无序充电行为在时间上会使电力网络负荷加剧, 威胁电网的稳定性和安全性^[1-3]; 在空间上会导致充电站设施的利用率不均衡, 降低车主的充电体验。因此, 有必要从时空双尺度对电动出租车的充电行为进行有序引导, 以实现电网负荷曲线的“削

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021年国家科技部“新能源汽车”重点专项”(2021YFB2501104)); 广东省自然科学基金资助项目(2021A1515011587, 2020A1515010382)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program (2021YFB2501104); the Natural Science Foundation of Guangdong Province (2021A1515011587, 2020A1515010382).

峰填谷”，并提高充电基础设施的平均利用率。

国内外学者针对电动汽车的有序充电问题进行了大量研究，分别提出了不同的优化策略。文献[4]研究了随机充电、电价引导、里程焦虑导向3种不同的充电方式，通过综合以上3种方式提出的充电策略能有效提高电网稳定性并降低充电费用。文献[5]分析了电动汽车用户选择充电站的不同影响因素，针对目标充电站选择冲突问题提出了一种充电冲突处理模型，并建立了双边匹配模型来求解得到电动汽车充电引导策略，在兼顾用户和充电站利益的同时缓解了充电站设备利用率不均衡的问题。文献[6]以下一目的地为导向提出了一种综合考虑路网结构、出租车需求分布以及设备利用率均衡的最优充电站推荐策略，且兼顾了充电站容量和车主的出行需求。文献[7]以电网负荷波动最小和用户充电成本最小为目标函数建立了多目标充电优化模型，并采用混合粒子群优化遗传算法求解，取得了良好的优化效果。文献[8]考虑新能源出力提出了一种以最大化新能源消耗以及用户充电效益最大化为目标的双层优化充电模型，该模型提高了新能源消纳能力，实现了电网侧和用户侧的双赢。

随着电力系统与交通系统日益深度耦合、互联互通^[9]，越来越多学者开始从交通网络、电力网络、充电站信息交互的视角研究电动汽车的充电优化。文献[10]结合电动汽车-充电站-交通路网的融合信息提出了一种基于深度强化学习的电动汽车充电导航策略，实现了车主综合利益的最大化。文献[11-12]在电动汽车、快充站、配电网协同的充电引导架构下综合考虑三者利益建立了多目标优化模型，实验表明所提出的充电引导策略能有效满足三者的需求。文献[13]提出了一种考虑用户满意度和配电网安全的双层优化模型，从时间尺度对充电站和电动汽车的充电负荷进行调度。也有部分学者针对不同场景通过构造激励需求响应模型来引导用户自主改进充电策略，文献[14]提出了基于sigmoid函数激励需求响应模型的电动汽车充电控制策略，根据电动汽车规模选择适当的激励陡度参数来改善电网负荷曲线。文献[15]考虑电网供电裕度构造激励需求响应函数，引导用户主动避开充电高峰期，改善负荷峰谷差的同时节省了充电费用。文献[16]综合考虑充放电价及车辆荷电状态，建立了用户响应度模型来控制电动汽车集群的充放电功率，该策

略统筹了电网、聚合商、电动汽车用户三方的利益。但这些研究都在时间层面进行功率控制，没有从空间层面考虑负荷随机分布对于充电站的影响。文献[17]建立了区域分层充电服务费调整模型以及用户综合成本最小的充电位置加权决策模型，通过有效引导用户改变充电位置从而降低充电成本，并显著提高了电压质量。文献[18-19]利用电网分时电价与动态分区电价分别对电动汽车充电负荷的时空分布做最优分配。文献[20]提出了一种电动汽车充放电计划双层优化策略，在输电网层和配电网层分别从时间、空间维度合理调控充放电行为，但该策略假设用户完全服从电网调度的前提与实际情况不符。文献[21-22]提出了计及用户响应度的时空双尺度引导策略，但其充放电时间调度范围设置为整个调度周期内，没有考虑剩余电量对于调度可行性的影响。

电动出租车相比于乘用车更倾向于采取充电时长短、功率大的快充方式，且其充电时间、地点灵活可变，具备可控性。文献[23]提出了基于充电站和车辆信息的电动出租车充电引导系统，采用改进的自适应变异粒子群算法求解，均衡了充电站设备的时间利用率。文献[24]在研究交通网信息动态更新策略的基础上提出了一种考虑虚拟负荷的电动出租车动态导航及选站决策方法，该方法缓解了交通网拥堵并提高了出租车司机收入。

上述文献大都仅从时间或空间单一层面研究电动汽车的充电策略，尽管部分研究兼顾了时空双尺度，但对用户参与调度的意愿及可行性的考虑欠佳，且针对城市内规模化电动出租车充电优化调度的研究较少。因此本文提出一种考虑调度可行性的电动出租车时空双层充电优化策略，该策略根据电动出租车用户参与系统调度的意愿将其划分为不同的集群，并且根据每辆车的电池荷电状态（state of charge, SOC）和实时位置制定时空尺度上可行的充电计划。充电优化过程分为时间层面的提前调度和空间层面的实时优化，在时间层以电网负荷峰谷差、负荷波动及用户充电金钱成本最小为目标，在空间层面以充电站设备利用率均衡及用户充电时间成本最小为目标建立优化模型，采用粒子群优化算法求解。最后通过实例验证本文所提方法相比于无序充电的优越性。

1 有序充电引导系统架构

电动出租车作为城市交通系统中的重要组成部分,其充电特性与道路网系统和配电网系统息息相关,在制定充电行为引导策略时要综合考虑充电负荷的时空分布与配电网之间的交互作用^[25]。随着5G通信以及边缘计算技术在车路协同场景中的应用日趋成熟,车辆、充电站、配电网及交通网之间实时信息共享及高效数据处理得以实现^[26],因此本文提出一个基于“车-站-网”信息协同的电动出租车有序充电引导系统,其基本架构如图1所示。

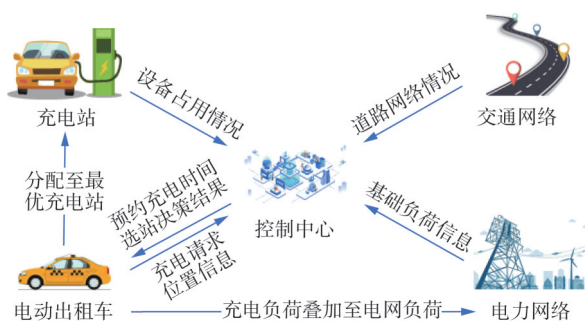


图1 电动出租车有序充电引导系统架构

Fig. 1 Orderly charging guidance system architecture of electric taxis

该充电引导系统由电动出租车、充电站、交通网络、电力网络以及控制中心组成。交通网络向控制中心实时上传道路网络交通流信息,充电站则上传地理位置信息以及充电设备实时占用信息、站外排队信息等,协助控制中心对充电负荷的空间分布进行调度;电力网络根据需向控制中心上传电网实时负荷信息或日前负荷信息,协助控制中心优化充电负荷的时间分布;电动出租车通过车载平台接入系统,向控制中心发送充电请求并上传充电状态、地理位置等相关信息;控制中心位于系统最上层,接收来自各方传输的数据,并通过智能优化算法为每一辆电动出租车制定相应的充电策略,随后车、站、网分别对该引导结果做出响应。

2 时空双层充电引导调度策略

随着我国各城市电动出租车规模的持续扩大,对电动出租车的充电行为进行引导时不仅要优化其时间分布以避免规模化接入电网造成的“峰上加峰”现象,也要考虑充电负荷在空间上的不均匀分布所

导致的部分充电站排队较长而其他充电站设备长时间闲置的问题。同时,受电动出租车运营属性的限制,部分司机考虑到剩余电量较低以及时间上的不便等因素,选择不参与系统的调度,而是寻找附近的充电站立即充电。为了解决上述问题,在建立有序充电引导系统的基础上本文提出了一种考虑用户调度可行性的电动出租车时空双层充电引导调度策略,其基本流程如图2所示。当电动出租车用户产生充电需求时,首先通过车载平台向控制中心发送充电请求并上传车辆SOC信息,用户可根据自身意愿选择是否参与系统的有序充电引导。有序充电引导调度策略分为时间层的提前优化和空间层的实时调度^[21],控制中心根据电动出租车用户是否接受系统调度将其划分为接受调度集群和不接受调度集群,针对不同的集群在时间层和空间层分别采取不同的引导策略。

2.1 时间层引导策略

电网采集负荷数据的周期一般为15 min,因此通常将15 min作为电网调度的时间尺度^[27]。本文以15 min为间隔将24 h划分为96个时间窗口,并具体研究每个时间窗口内充电负荷的时空优化。

在用户产生充电需求后控制中心首先会获取区域内的电网基础负荷曲线信息,若用户属于不接受调度集群,系统会将其分配到最近的时间窗口立即充电;若用户属于接受调度集群,系统会通过计算将其分配到最优的充电时间窗口。由于在提前优化阶段无法预知电动出租车到达充电站的时间以及开始充电的时间,因此引入虚拟负荷来表征电动出租车对充电时间窗口的选择,以避免大量电动出租车用户选择在负荷谷时段充电而造成新的充电高峰的情况。用户确认预约充电的时间窗口后控制中心会将电动出租车的虚拟负荷叠加至电网负荷曲线,电网负荷信息的实时更新保证了时间层引导策略的动态性。

2.2 空间层引导策略

空间层引导策略在时间层优化结果的基础上对96个时间窗口进行逐个处理。进入第一个时间窗口后,预约在该时间窗口内充电的所有电动出租车主动上传空间位置信息,随后系统获取区域内路网的交通状况以及各充电站设备的占用情况、排队情况等信息。若用户属于不接受调度集群,则系统将电动出租车分配至行程距离最短的充电站;若用户属

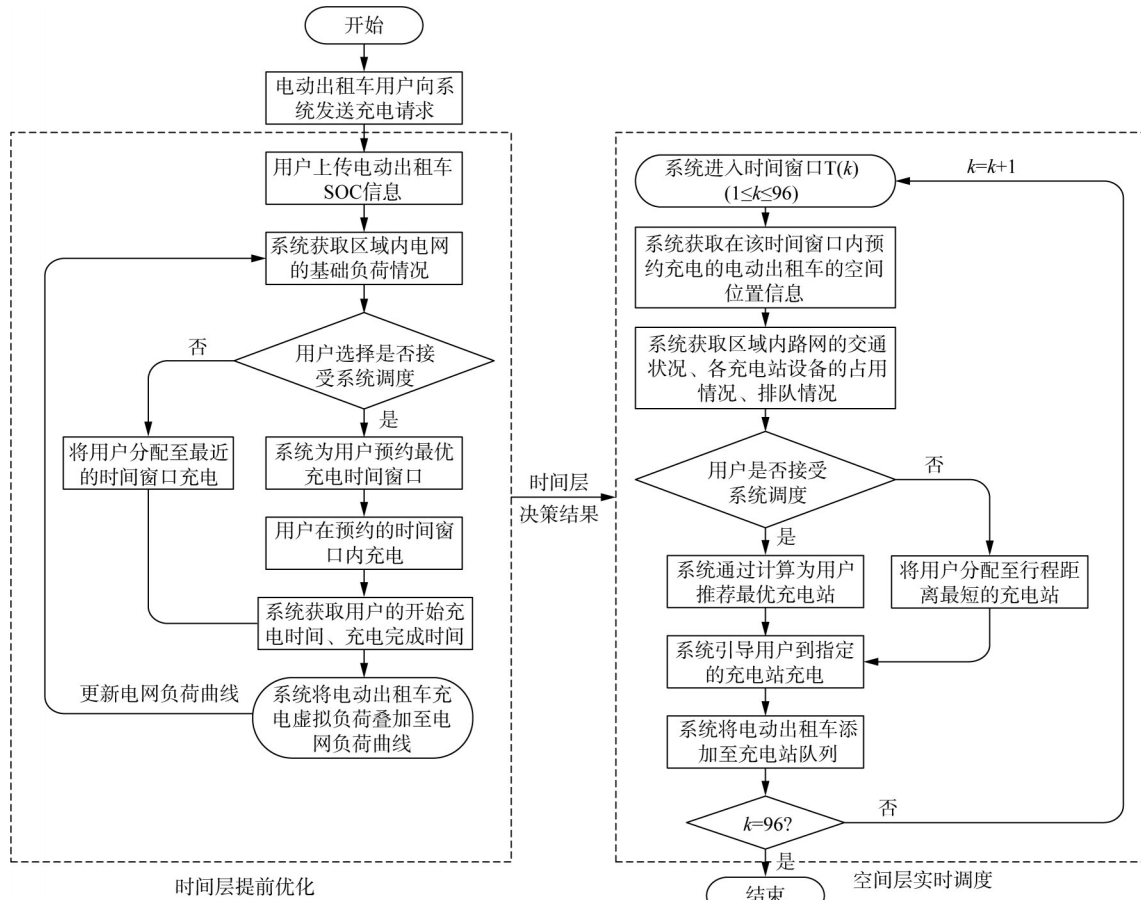


图2 电动出租车有序充电引导策略基本流程

Fig. 2 Orderly charging guidance strategy basic process of electric taxi

于接受调度集群,则系统通过优化算法计算后为每一辆电动出租车推荐最优充电站。系统采用Dijkstra最短路径算法引导用户分别到指定的充电站充电,同时充电站会实时更新站内设备占用情况及排队情况。系统在处理完一个时间窗口内预约充电的车辆后会自动向前推进,直至遍历完96个时间窗口。

3 时空双层充电多目标优化模型

3.1 模型描述与假设

本文提出的有序充电引导策略涉及多方利益,电力公司希望电动出租车能在负荷低谷时段接入电网以平抑电网负荷波动;充电站运营商希望能提高充电设备利用率以减少设备闲置;电动出租车属于营运车辆,其充电行为受充电时间、充电站位置、行程距离、排队等待时长、充电费用等因素的影响,用户希望能减少充电耗费的时间和金钱成本从

而提高营运收入^[28]。

可见电动出租车充电决策问题的影响因素和约束条件较多,为了在不影响目标函数求解过程的前提下简化模型的复杂程度,现作出如下假设。

1) 研究区域内所有充电站均为电动出租车专用充电站,不考虑电动出租车与其他车辆的竞争。

2) 所有电动出租车均为同一车型,均采用快速充电方式,快充功率一致且恒定,充电效率相同。

3) 当充电站内所有充电桩均被占用时,后续车辆需按到达充电站的次序排队等待,直到有充电桩空闲。

4) 在充电站选址和定容阶段已经充分考虑电动出租车大规模接入对配电网负荷、电压等方面的影响,因此本文不考虑配电网约束。

3.2 时间层优化模型

时间层优化模型以平抑电网负荷波动为主要目

标,将电网负荷曲线峰谷差最小以及标准差最小作为目标函数,同时兼顾电动出租车用户充电金钱成本最小化。

在提前优化阶段每个用户向系统发送充电请求时系统都会进行一次决策,故时间层优化过程的决策结果为单个电动出租车用户预约充电的时间窗口。用户可接受延迟充电的最大时间窗口数量 n_{delay} 主要受电动出租车剩余电量的影响,同时系统应为用户预留足够前往充电站的电量, n_{delay} 由式(1)计算并向下取整得到。

$$n_{\text{delay}} = \left\lfloor \frac{E_0 \cdot S_{v,\text{request}}^{\text{SOC}} - D_{\text{max}} \cdot \Delta E'}{0.25 \cdot V_0 \cdot \Delta E'} \right\rfloor \quad (1)$$

$$\Delta E' = \Delta E \cdot \eta \quad (2)$$

式中: E_0 为电动出租车电池额定容量; $S_{v,\text{request}}^{\text{SOC}}$ 为电动出租车 v 发送充电请求时的电池荷电状态; D_{max} 为系统引导用户前往充电站的最大行程距离; V_0 为电动出租车在城市道路网中的平均行程车速; $\Delta E'$ 、 ΔE 分别为电动出租车每千米实际耗电量、标注耗电量; η 为耗电量修正系数,反映驾驶工况及驾驶行为等因素对耗电量的影响,本文取 $\eta = 1.25$ 。

本文引入电动出租车充电状态决策变量 $S_{v,t,k}$,其取值为0或1,若电动出租车 v 在时间窗口 t 时正在充电站 k 内充电则 $S_{v,t,k} = 1$,反之则 $S_{v,t,k} = 0$;同理,在时间层用 $S_{v,t}$ 表示电动出租车充电状态。用户确定预约充电的时间窗口后系统会将该电动出租车的虚拟负荷叠加至电网负荷曲线,如式(3)所示。

$$P_t = P_{t,0} + \sum_{v=1}^V P_{\text{EV}} \cdot S_{v,t} \quad (3)$$

式中: P_t 为时间窗口 t 时叠加电动出租车充电负荷后的电网负荷; $P_{t,0}$ 为时间窗口 t 时电网的基础负荷; V 、 K 分别为研究区域内电动出租车、充电站数量; P_{EV} 为电动出租车充电功率。

虚拟负荷的大小等于电动出租车充电功率 P_{EV} ,持续时间为 n_{load} 个时间窗口,如式(4)所示。

$$\begin{cases} S_{v,t} = 1 \\ t_{v,\text{reserve}} \leq t \leq \min(t_{v,\text{reserve}} + n_{\text{load}}, 96) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $t_{v,\text{reserve}}$ 为电动出租车 v 预约充电的时间窗口,对于不接受调度集群, $t_{v,\text{reserve}} = t_{v,\text{request}} + 1$,其中 $t_{v,\text{request}}$ 为发出充电请求的时间窗口,对于接受调度

集群, $t_{v,\text{reserve}}$ 通过下文的最优化过程计算得到; n_{load} 为电动出租车虚拟负荷在电网负荷中持续的时间窗口数量。

电动出租车充电综合成本包括金钱成本和时间成本,如式(5)所示,其中金钱成本为充电费用,时间成本与前往充电站所耗费的时间及排队等待的时间相关。

$$C_v = C_{v,1} + C_{v,2} \quad (5)$$

$$C_{v,1} = \sum_{t=1}^{96} S_{v,t} \cdot P_{\text{EV}} \cdot (\delta_t + \delta_{\text{service}}) \cdot \frac{1}{4} \quad (6)$$

式中: C_v 为电动出租车 v 充电综合成本; $C_{v,1}$ 为电动出租车 v 充电金钱成本; $C_{v,2}$ 为电动出租车 v 充电时间成本; δ_t 为电网分时电价; δ_{service} 为充电站基础充电服务费。

3.2.1 目标函数

1) 电网负荷峰谷差 F_1 最小

$$F_1 = \min(P_{t,\text{max}} - P_{t,\text{min}}) \quad (7)$$

式中 $P_{t,\text{max}}$ 、 $P_{t,\text{min}}$ 分别为电网负荷的峰值和谷值。

2) 电网负荷曲线标准差 F_2 最小

$$F_2 = \min \sqrt{\frac{1}{95} \sum_{t=1}^{96} \left(P_t - \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} P_t \right)^2} \quad (8)$$

3) 用户充电金钱成本 F_3 最小

$$F_3 = \min C_{v,1} \quad (9)$$

由于时间层优化模型存在多个目标函数,求解前需要先统一各目标函数的量纲并对其进行归一化处理,从而将多目标优化问题转化为单目标函数 F 的优化问题,如式(10)所示。

$$F = \min \left(\lambda_1 \frac{F_1}{F_{1,\text{max}}} + \lambda_2 \frac{F_2}{F_{2,\text{max}}} + \lambda_3 \frac{F_3}{F_{3,\text{max}}} \right) \quad (10)$$

式中: λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别为3个目标函数对应的权系数,满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$,通过调节3个权系数的大小可以调整3个优化目标在模型中的重要程度; $F_{1,\text{max}}$ 、 $F_{2,\text{max}}$ 、 $F_{3,\text{max}}$ 分别为3个目标函数求解过程中的最大值。

3.2.2 约束条件

1) 用户对延迟充电存在一定的容忍度,因此系统为用户预约充电的时间窗口应满足式(11)。

$$t_{v,\text{request}} \leq t_{v,\text{reserve}} \leq \min(t_{v,\text{request}} + n_{\text{delay}}, 96) \quad (11)$$

2) 每辆电动出租车的虚拟负荷在电网负荷曲线中都持续 n_{load} 个时间窗口,本文研究的时间窗口上限为96,因此对于电动出租车 v ,各时间窗口电

动出租车充电状态之和 $\sum_{t=1}^{96} S_{v,t}$ 应满足式 (12)。

$$\sum_{t=1}^{96} S_{v,t} = \begin{cases} n, t_{v, \text{reserve}} \leq (97 - n_{\text{load}}) \\ 97 - t_{v, \text{reserve}}, t_{v, \text{reserve}} > (97 - n_{\text{load}}) \end{cases} \quad (12)$$

3.3 空间层优化模型

空间层优化模型以均衡充电站利用率、减少用户充电时间成本为目标, 将充电站设备利用率均衡以及用户充电时间成本最小化作为目标函数。

空间层优化过程的调度对象为同一个时间窗口内预约充电的所有电动出租车, 决策结果为各电动出租车的最优充电站。充电站运营商希望能根据充电设备数量多少为充电站分配相应的车辆, 使各个站内的充电设备都能得到高效利用, 从而减少设备空闲^[29]。定义充电站的设备利用率为每个时间窗口内充电车辆数与充电桩数量之比的平均值, 如式 (13) 所示。

$$U_k = \frac{1}{96} \sum_{t=1}^{96} \left(\frac{1}{N_k} \sum_{v=1}^V S_{v,t,k} \right) \quad (13)$$

式中: U_k 为充电站 k 在各时间窗口的平均设备利用率; N_k 为充电站 k 的充电桩数量; V 为电动出租车数量。

从电动出租车用户的角度出发, 为其分配充电站时应优先考虑距离较近且设备闲置较多的充电站, 从而减少用户前往充电站以及排队所耗费的时间成本, 提高其营运收入, 时间成本 $C_{v,2}$ 通过式 (14) 计算。

$$C_{v,2} = \delta_{tc} (T_{v, \text{drive}} + T_{v, \text{wait}}) \quad (14)$$

式中: δ_{tc} 电动出租车用户的单位时间成本; $T_{v, \text{drive}}$ 为电动出租车 v 前往充电站的行程时间; $T_{v, \text{wait}}$ 为电动出租车 v 在充电站的排队等待时间。

电动出租车前往充电站的行程时间 $T_{v, \text{drive}}$ 由式 (15) 所得, 其中最短路径通过 Dijkstra 算法得出, 由于车辆在城市道路网中的运行工况复杂多变, 本文在计算时统一采用平均行程车速 V_0 。

$$T_{v, \text{drive}} = \frac{D_{v, \text{dijkstra}}}{V_0} \quad (15)$$

式中 $D_{v, \text{dijkstra}}$ 为电动出租车 v 前往充电站的行程距离。

本文在处理充电站排队模型时采用离散事件系统中仿真时钟推进的思想, 假设电动出租车抵达充电站后站内车辆数量为 N , 该充电站的充电桩数量为 N_k , 若 $N \leq N_k$, 说明有充电桩空闲, 电动出租车

可直接接入电网; 若 $N > N_k$, 说明站内所有充电桩均被占用, 电动出租车需排队等待 $(N - N_k)$ 辆车完成充电, 排队等待时长 $T_{v, \text{wait}}$ 如式 (16) 所示。

$$T_{v, \text{wait}} = \begin{cases} 0, N \leq N_k \\ T'_{N - N_k, \text{charge}}, N > N_k \end{cases} \quad (16)$$

式中 $T'_{N - N_k, \text{charge}}$ 为 $(N - N_k)$ 辆车完成充电所需的最短时间。

3.3.1 目标函数

1) 各充电站设备利用率均衡

$$F_4 = \min \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K \left(U_k - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K U_k \right)^2} \quad (17)$$

式中: F_4 为目标函数; K 为充电站数量; k 为充电站的序号。

2) 用户充电时间成本最低

$$F_5 = \min C_{v,2} \quad (18)$$

式中 F_5 为目标函数。

与时间层同理, 将多目标归一化处理, 归一化后的目标函数 F 如式 (19) 所示。

$$F = \min \left(\lambda_4 \frac{F_4}{F_{4, \max}} + \lambda_5 \frac{F_5}{F_{5, \max}} \right) \quad (19)$$

式中: λ_4 、 λ_5 分别为两个目标函数 F_4 、 F_5 对应的权重系数, 满足 $\lambda_4 + \lambda_5 = 1$; $F_{4, \max}$ 、 $F_{5, \max}$ 分别为两个目标函数 F_4 、 F_5 求解过程中的最大值。

3.3.2 约束条件

1) 每辆电动出租车只能选择一个充电站进行充电, 即对于确定的电动出租车 v 和充电时间窗口 t , 应满足式 (20)。

$$\sum_{k=1}^K S_{v,t,k} = 1 \quad (20)$$

2) 充电站内同时服务的车辆数不能大于充电桩数量 N_k , 即对于确定的时间窗口 t 和充电站 k , 应满足式 (21)。

$$\sum_{v=1}^V S_{v,t,k} \leq N_k \quad (21)$$

3.4 模型求解

上述的电动出租车时空双层充电优化模型涉及多个变量且存在多个约束条件, 本质上是非凸优化问题, 因此求解时采用启发式算法中的粒子群优化算法。粒子群优化算法是一种基于种群的随机优化算法, 每个粒子都代表模型的一个可行解, 通过群体搜索和迭代过程不断更新粒子和种群的最优位

置,从而获得优化问题的最优解即最优充电策略。

算法实现过程基于Python代码库scikit-opt,其中封装了粒子群优化算法等多种启发式算法,scikit-opt库具有简单易用、支持调整参数、具备多种加速方法等优点,能够对上述模型快速求解并获得高质量的优化结果。

4 算例分析

4.1 参数设置

本文以佛山市某区域交通路网为例,其道路网结构及充电站布局如图3(a)所示,简化后的路网拓扑结构如图3(b)所示,研究区域内共有42个路网节点、65条道路、6个快速充电站,其中6个充电站均位于路网节点上,且各充电站均设置有6台充电桩,即 $N_k = 6$ 。

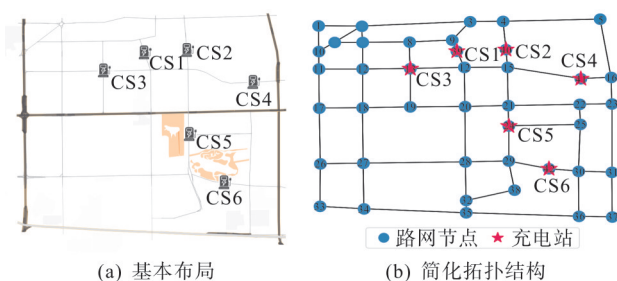


图3 道路网结构及充电站布局

Fig. 3 Road network structure and charging stations layout

算例的研究时段为00:00—次日00:00,电网峰谷分时电价参考佛山市一般工商业电价的数据,如表1所示。电动出租车型号选取佛山市2022年投放的广汽埃安S魅580,电池参数及其他相关参数设置如表2所示,其中出租车产生充电需求时的SOC值服从均值为20%、方差为5%的正态分布,充电时长服从均值为45 min、方差为5 min的正态分布,用户的单位时间成本与电动出租车的单位时间收入相关,由于受出租车收费标准及单位时间载客量的影响^[30],充电站的基础充电服务费参考国内主流充电APP。假设研究区域有500辆电动出租车参与仿真,电动出租车各时段在路网中的位置随机分布于路网节点上,充电时间需求分布服从图4所示的概率密度函数。

本文设置子目标函数权重时遵循电网侧、充电站运营商侧和用户侧利益对等原则,由于时间层目标函数1、2均从电网侧出发,目标函数3从用户侧

表1 峰谷分时电价

Tab. 1 Peak-valley time-of-use price

时段	时间段	时间窗口	电价/(元·kWh ⁻¹)
峰时段	10:00—12:00, 19:00—22:00	41—48, 77—88	1.10
平时段	08:00—10:00, 12:00—19:00, 22:00—次日00:00	33—40, 49—76, 89—96	0.67
谷时段	00:00—08:00	1—32	0.35

表2 仿真参数设置

Tab. 2 Simulation parameters setting

序号	参数	参数设置
1	电池额定容量/kWh	60
2	每千米耗电量/kWh	0.13
3	快充功率/kW	30
4	产生充电需求时的SOC值/%	N(20, 5)
5	平均行程速度/(km·h ⁻¹)	20
6	充电时长/min	N(45, 5)
7	虚拟负荷持续时间窗口数量/个	3
8	单位时间成本/(元·h ⁻¹)	19.7
9	基础充电服务费/(元·kWh ⁻¹)	0.35

注: N(20, 5)代表本文假设产生充电需求时的SOC值服从均值为20、方差为5的正态分布; N(45, 5)代表本文假设充电时长服从均值为45、方差为5的正态分布。

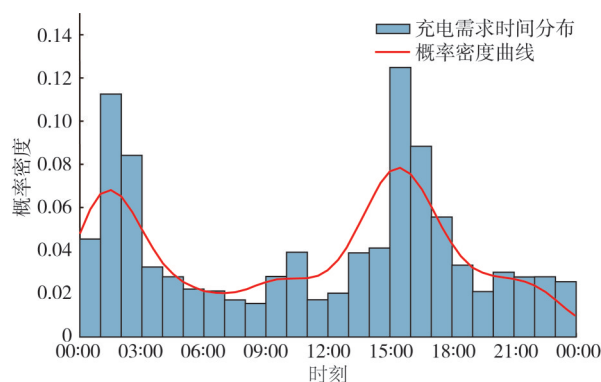


图4 电动出租车充电需求时间分布

Fig. 4 Times distribution of electric taxi charging demand

出发,因此取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.25$, $\lambda_3 = 0.5$,空间层取 $\lambda_4 = \lambda_5 = 0.5$ 。

4.2 仿真结果及分析

在表2的仿真参数基础上,本文分别模拟了3种不同的场景,场景1为无序接入,即所有电动出租车用户都不接受系统的调度,均选择最近的时间窗口和最近的充电站充电;场景2为50%有序接入,

即 50 % 的用户选择接受系统的调度；场景 3 为 80 % 有序接入，即 80 % 的用户选择接受系统调度。

为评估粒子群算法对本文模型的适用性，观察场景 3 多次仿真实验的结果，算法的适应度值收敛曲线如图 5 所示。算法在第 20—50 代之间能够完成收敛，时间层、空间层模型平均最优适应度分别为 0.954 2、0.107 9，标准差分别为 0.012 6、0.001 4，说明采用粒子群优化算法求解该模型时收敛性较好、解的稳定性较高。

不同场景下电网日负荷曲线的对比如图 6 所示，时间层各目标函数的优化结果如表 3 所示。

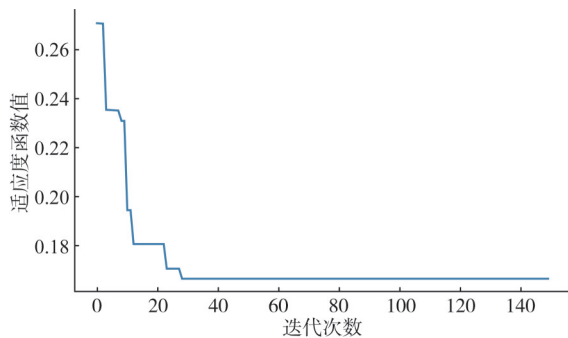


图 5 适应度函数值收敛曲线

Fig. 5 Fitness function values convergence curve

由图 6 可知，相比于无序接入，有序接入场景下电网负荷曲线 01:00—06:00 的低谷段有明显的提升，而 10:00—12:00 以及 19:00—22:00 的尖峰段有所下降，说明随着接受调度集群占比的增加，本文的优化策略能更好地将充电负荷的时间分布引导至谷时段，避开峰时段。在充电金钱成本最低的目标函数下系统会尽可能为用户预约电价更低的谷时段和平时段进行充电，从而让用户享受较低的充电价格。由表 3 的优化结果可见，在无序接入场景下叠加电动出租车充电负荷后的电网负荷曲线的峰谷差和标准差相比于基础负荷曲线均有所提高，表明电动出租车的无序充电行为会影响电网的稳定性，有必要对其采取充电引导措施；而在 50% 有序接入场景下电网负荷曲线的峰谷差和标准差分别由基础负荷曲线的 7 408.91 kW、2 259.23 kW 下降到 6 858.74 kW、2 176.81 kW，且相比于无序充电分别降低了 8.25 %、3.78 %，充电费用也降低了 4.48 %；在 80 % 有序接入场景下电网负荷曲线峰谷差和标准差相比于无序接入则分别降低了 9.10 % 和 4.75 %，充电费用相应降低了 7.08 %。该结果

表明时间层的优化策略通过引导电动出租车用户主动避开负荷高峰时段，选择低谷时段充电能够实现电网负荷的“削峰填谷”并平抑负荷曲线波动，也相应地降低了用户充电费用，保障了用户利益。

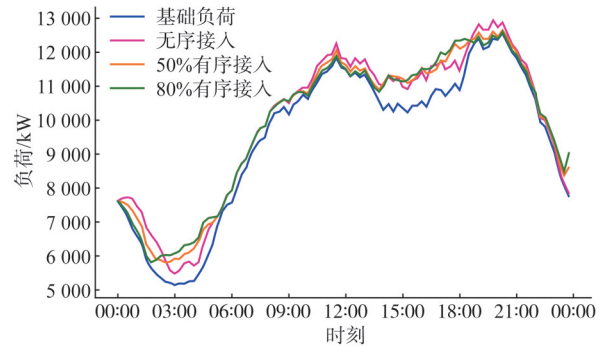


图 6 不同场景下电网日负荷曲线对比

Fig. 6 Comparison of daily load curves of power grid in different scenarios

表 3 时间层各目标函数的优化结果对比

Tab. 3 Comparison of optimization results of each objective function in temporal level

场景	负荷曲线峰谷差/kW	负荷曲线标准差/kW	充电金钱成本/元
基础负荷	7 408.91	2 259.23	
无序接入	7 475.10	2 262.25	21.88
50%有序接入	6 858.74	2 176.81	20.90
80%有序接入	6 794.52	2 154.88	20.33

经过空间层实时调度，不同场景下电动出租车用户前往充电站的平均耗费时间以及相应的时间成本、综合成本等如表 4 所示，各充电站车辆数如图 7 所示。在无序接入场景下电动出租车用户普遍选择距离较近的充电站，因而行程时间较短，但该行为会导致热点充电站聚集大量电动出租车，如充电站 CS3 由于附近路网节点较多，吸引较多车辆前往充电，导致充电车辆数远大于充电站服务能力，用户平均排队时长大幅增加；而对于 50%、80 % 有序接入场景，接受调度集群在系统引导下主动前往设备闲置较多的充电站，尽管前往充电站的平均行程时间分别由 3.97 min 增加至 5.28 min、5.80 min，但平均排队时间分别减少了 91.16 %、94.79 %，相应的时间成本减少了 76.87 %、78.58 %。由此可见，本文的引导策略充分考虑了接受调度集群用户的利益，在场景 2 和场景 3 的调度过程中对其充电费用、行程时间、排队时间进行

优化, 使用户的充电综合成本分别减少了 29.18 %、31.48 %。

表 4 不同场景下平均充电成本对比

Tab. 4 Comparison of average charging costs in different scenarios

场景	行程时间/min	排队时间/min	总耗时/min	时间成本/元	综合成本/元
无序接入	3.97	30.53	34.50	11.33	33.21
50 %有序接入	5.28	2.70	7.98	2.62	23.52
80 %有序接入	5.80	1.59	7.39	2.43	22.76

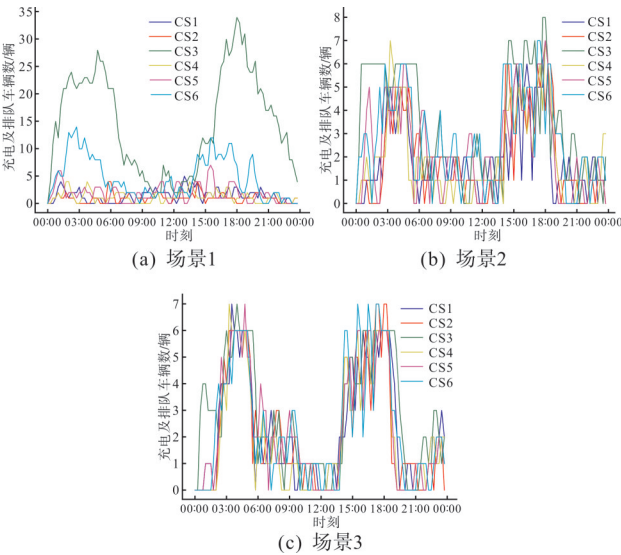


图 7 不同场景下各充电站车辆数对比
Fig. 7 Comparison of the number of vehicles at each charging station in different scenarios

图 8 为不同场景下各充电站的平均利用率对比, 无序接入场景下充电站 CS3、CS6 服务的车辆数较多, 平均设备利用率显著高于其余充电站, 对充电站运营商的营运效益产生一定影响; 随着接受调度集群占比的增加, 原本前往充电站 CS3、CS6 的电动出租车在系统引导下逐渐分流至车辆较少的充电站, 两个热点充电站的平均利用率逐渐下降, 其余 4 个充电站的平均利用率随之上升, 目标函数值相比于无序充电分别下降了 66.10 %、84.80 %。该结果表面空间层引导策略可以根据充电站规模调节各充电站的充电车辆数, 使各充电站的利用率趋于均衡, 改善其运营效率。

为进一步验证多目标优化方法的有效性, 在时间层分别以负荷曲线峰谷差最小、标准差最小及用户充电费用最少进行单目标优化, 优化结果如表 5

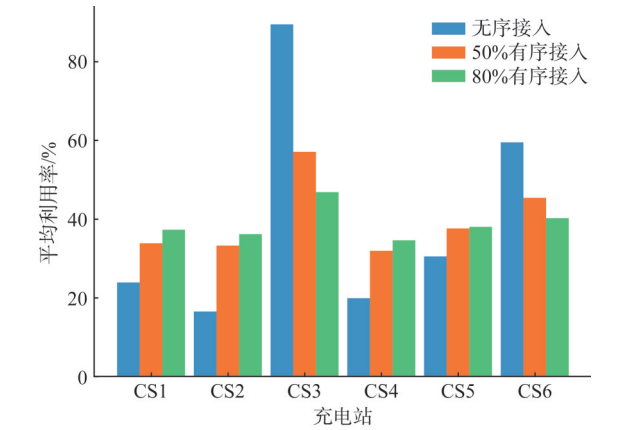


图 8 不同场景下各充电站平均利用率对比
Fig. 8 Comparison of average utilization rates of charging stations in different scenarios

所示。结果显示单目标优化具有较强的针对性, 对于特定指标的优化效果较好, 而多目标优化在达到整体最优的同时不会使某个指标恶化, 能够兼顾电网侧和用户侧的利益。

表 5 时间层不同优化目标下的结果对比

Tab. 5 Comparison of results under different optimization objectives in temporal level

优化目标	负荷曲线峰谷差/kW	负荷曲线标准差/kW	充电金钱成本/元
无序接入	7 475.10	2 262.25	21.88
峰谷差最小	6 654.52	2 252.48	21.85
标准差最小	6 794.52	2 140.22	20.98
充电费用最少	7 402.05	2 228.27	19.13
多目标优化	6 794.52	2 154.88	20.33

同理, 在空间层分别以站点均衡及用户最优进行单目标优化, 结果对比如表 6 所示。由表 6 可知, 以站点均衡为目标时系统将用户更多地引导至偏远充电站, 通过牺牲用户的行程时间来达到充电站利用率最均衡; 而以用户最优为目标时系统倾向于为用户分配排队较少且距离较近的充电站, 导致偏远充电站 CS4 的设备闲置较多, 各站点利用率标准差有所提高。相比之下多目标优化同时考虑了站点利用率均衡度及用户时间成本, 优化结果更符合充电站运营商及用户双方的利益。

5 结论

本文针对城市电动出租车群体大规模无序并网充电的问题, 提出了基于“车-站-网”信息协同的电

表 6 空间层不同优化目标下的结果对比

Tab. 6 Comparison of results under different optimization objectives in spatial level

优化目标	行程时间/min	排队时间/min	总耗时/min	时间成本/元	利用率标准差/%
无序接入	3.97	30.53	34.50	11.33	28.75
站点均衡	7.68	2.10	9.78	3.21	2.31
用户最优	4.65	2.17	6.82	2.24	9.35
多目标优化	5.80	1.59	7.39	2.43	4.37

动出租车有序充电引导系统以及相应的时空双层充电优化策略,综合考虑三方利益建立多目标优化模型并求解,得出结论如下。

1) 时间层的提前优化策略以平抑电网负荷波动及降低用户充电费用为目标函数,通过优化电动出租车的充电时间能够实现对配电网的“削峰填谷”,并且降低了用户的充电费用。

2) 空间层的实时调度策略在提前优化结果的基础上为电动出租车分配最优充电站,以充电站利用率均衡及用户充电时间成本最低为目标函数能够在改善充电站整体运营效率的同时兼顾用户利益,节省了用户充电耗费的时间。

3) 优化效果受用户调度意愿影响,随着接受调度集群占比的增加,各评价指标均有显著的提升。并且通过单目标与多目标优化结果的对比进一步验证了本文优化策略的有效性。

需要指出的是,对于更广泛和更复杂的应用场景,本文对于车辆在交通网络中路径选择及驾驶行为的分析仍存在欠缺,需要更充分考虑电动出租车用户充电行为的影响因素及城市道路网的交通状况。随着未来多源异构数据实时采集、处理及分析体系的逐步构建,接下来将重点研究上述问题。

参考文献

- [1] 王斐,李正烁,叶萌,等.电动汽车充电对电网的影响及其优化调度研究述评[J].南方电网技术,2016,10(6):70-80.
WANG Fei, LI Zhengshuo, YE Meng, et al. Review on research of impact of electric vehicles charging on power grids and its optimal dispatch[J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(6): 70-80.
- [2] 程慧琳,武剑,张晶,等.计及电动汽车充放电时空分布的输配网协同降低碳策略研究[J].电测与仪表,2024,61(11):122-132.
CHENG Huilin, WU Jian, ZHANG Jing, et al. Research on the low-carbon strategy of coordinated loss reduction of transmission and distribution network considering the temporal-spatial distribution of EV charging and discharging[J]. Electric Measurement & Instrumentation, 2024, 61(11): 122-132.
- [3] 夏小飞,刘磊,俸波,等.充电桩充电模块功率器件故障诊断研究综述[J].高压电器,2024,60(7):191-200.
XIA Xiaofei, LIU Lei, FENG Bo, et al. Review of power device fault diagnosis for charging module of charging pile[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(7): 191-200.
- [4] 石庆升,师凌云,赵非凡.考虑电网稳定性的电动汽车充电策略优化[J].现代电子技术,2022,45(13):118-123.
SHI Qingsheng, SHI Lingyun, ZHAO Feifan. Optimization of electric vehicle charging strategy considering power grid stability[J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(13): 118-123.
- [5] 李恒杰,夏强强,史一炜,等.考虑目标充电站选择冲突的电动汽车充电引导策略[J].电力自动化设备,2022,42(5):68-74.
LI Hengjie, XIA Qiangqiang, SHI Yiwei, et al. Electric vehicle charging guidance strategy considering selection conflict of target charging stations[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 45(13): 118-123.
- [6] 黄晶,杨健维,王湘,等.下一目的地导向下的电动汽车充电引导策略[J].电网技术,2017,41(7):2173-2179.
HUANG Jing, YANG Jianwei, WANG Xiang, et al. Destination oriented electric vehicle charging guiding strategy[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2173-2179.
- [7] 曾伟哲,曾启林,黎恒,等.基于HPSOGA的多目标电动汽车充电优化[J].南方电网技术,2023,17(1):94-102.
ZENG Weizhe, ZENG Qilin, LI Heng, et al. Multi-objective electric vehicle charging optimization based on HPSOGA[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(1): 94-102.
- [8] MA Hongxia, LAI Li, SUN Jianyu. New energy double-layer consumption method based on orderly charging of electric vehicles and electricity price interaction [C]//2022 7th Asia Conference on Power and Electrical Engineering, April 15-17, 2022, Hangzhou, China. New York: IEEE, 2022: 476-481.
- [9] 杨天宇,郭庆来,盛裕杰,等.系统互联视角下的城域电力-交通融合网络协同[J].电力系统自动化,2020,44(11):1-9.
YANG Tianyu, GUO Qinglai, SHENG Yujie, et al. Coordination of urban integrated electric power and traffic network from perspective of system interconnection [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(11): 1-9.
- [10] 沈国辉,赵荣生,董晓,等.基于多信息交互与深度强化学习的电动汽车充电导航策略[J].南方电网技术,2022,16(1):108-116.
SHEN Guohui, ZHAO Rongsheng, DONG Xiao, et al. Electric vehicle charging navigation strategy based on multi-information interaction and deep reinforcement learning [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(1): 108-116.
- [11] 邵尹池,穆云飞,林佳颖,等.“车-站-网”多元需求下的电动汽车快速充电引导策略[J].电力系统自动化,2019,43(18):60-66.
SHAO Yinchu, MU Yunfei, LIN Jiaying, et al. Fast charging guidance strategy for multiple demands of electric vehicle, fast charging station and distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(18): 60-66.
- [12] LIU Xiangyu, GUO Liping. Research on orderly charging strategy of electric vehicles based on real-time electricity price [C]//2021 4th international conference on energy, electrical and power engineering April 23-25, 2021, Chongqing, China. New York: IEEE, 2021: 1027-1032.

- [13] 王行行,赵晋泉,王珂,等.考虑用户满意度和配网安全的电动汽车多目标双层充电优化[J].电网技术,2017,41(7):2165-2172.
WANG Xingxing, ZHAO Jinquan, WANG Ke, et al. Multi-objective bi-level electric vehicle charging optimization considering user satisfaction degree and distribution grid security[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2165-2172.
- [14] 黄其新,王启明,陆朱卫,等.基于sigmoid函数激励需求响应的电动汽车有序充电控制策略[J].电力科学与技术学报,2017,32(4):57-64.
HUANG Qixin, WANG Qiming, LU Zhuwei, et al. Coordinated charging strategy for electric vehicles based on sigmoid function stimulating demand response model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(4): 57-64.
- [15] 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.
- [16] 李军,梁嘉诚,刘克天,等.计及用户响应度的电动汽车充放电优化调度策略[J].南方电网技术,2023,17(8):123-132.
LI Jun, LIANG Jiacheng, LIU Ketian, et al. Optimal scheduling strategy for electric vehicles charging and discharging considering user responsiveness[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(8): 123-132.
- [17] ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Fast charging load guidance strategy based on adjustable charging service fee[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(16): 3297-3317.
- [18] 潘胤吉,邱晓燕,肖建康,等.电动汽车充电负荷的时空双层优化调度策略[J].南方电网技术,2018,12(5):62-70.
PAN Yinji, QIU Xiaoyan, XIAO Jiankang, et al. Optimal temporal and spatial bi-layer scheduling strategy of electric vehicles charging load[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(5): 62-70.
- [19] GE Shaoyun, YAN Jun, LIU Hong. Ordered charging optimization of electric vehicles based on charging load spatial transfer[C]//2019 22nd International Conference on Electrical Machines and Systems, August 11-14, 2019, Harbin, China. New York: IEEE, 2019: 1-6.
- [20] HE Lifu, YANG Jun, YAN Jun, et al. A bi-layer optimization based temporal and spatial scheduling for large-scale electric vehicles[J]. Applied Energy, 2016(168): 179-192.
- [21] 蒋怡静,于艾清,黄敏丽.考虑用户满意度的电动汽车时空双尺度有序充电引导策略[J].中国电力,2020,53(4):122-130.
JIANG Yijing, YU Aiqing, HUANG Minli. Coordinated charging guiding strategy for electric vehicles in temporal-spatial dimension considering user satisfaction degree[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 122-130.
- [22] 郑远硕,李峰,董九玲,等.“车-路-网”模式下电动汽车充放电时空灵活性优化调度策略[J].电力系统自动化,2022,46(12):88-97.
ZHENG Yuanshuo, LI Feng, DONG Jiuling, et al. Optimal dispatch strategy of spatio-temporal flexibility for electric vehicle charging and discharging in vehicle-road-grid mode[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 88-97.
- [23] 牛利勇,张帝,王晓峰,等.基于自适应变异粒子群算法的电动出租车充电引导[J].电网技术,2015,39(1):63-68.
NIU Liyong, ZHANG Di, WANG Xiaofeng, et al. An adaptive particle mutation swarm optimization based electric taxi charging guidance[J]. Power System Technology, 2015, 39(1): 63-68.
- [24] 傅质馨,朱韦翰,朱俊澎,等.动态路-电耦合网络下电动出租车快速充电引导及其定价策略[J].电力自动化设备,2022,42(4):9-17.
FU Zhixin, ZHU Weiham, ZHU Junpeng, et al. Fast charging guidance and pricing strategy for electric taxis based on dynamic traffic-grid coupling network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(4): 9-17.
- [25] 邵尹池,穆云飞,余晓丹,等.“车-路-网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J].中国电机工程学报,2017,37(18):5207-5219.
SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219.
- [26] 龚钢军,罗安琴,陈志敏,等.基于边缘计算的主动配电网信息物理系统[J].电网技术,2018,42(10):3128-3135.
GONG Gangjun, LUO Anqin, CHEN Zhimin, et al. Cyber physical system of active distribution network based on edge computing[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3128-3135.
- [27] 徐诗鸿,张宏志,石栋,等.面向智慧城市的快充负荷充电服务费制定策略[J].中国电机工程学报,2020,40(10):3187-3200.
XU Shihong, ZHANG Hongzhi, SHI Dong, et al. Setting strategy of charging service fee for fast charging load of smart cities[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(10): 3187-3200.
- [28] CHIEN-MING T, CHI-KIN S C, LIU X. Improving viability of electric taxis by taxi service strategy optimization: a big data study of New York city[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(3): 817-829.
- [29] 刘洪,阎峻,葛少云,等.考虑多车交互影响的电动汽车与快充站动态响应[J].中国电机工程学报,2020,40(20):6455-6467.
LIU Hong, YAN Jun, GE Shaoyun, et al. Dynamic response of electric vehicle and fast charging stations considering multi-vehicle interaction[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(20): 6455-6467.
- [30] ZHANG Jing, LI Taoyong, PAN Aiqiang, et al. Charging time and location recommendation strategy considering taxi user satisfaction[C]//2020 Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES), May 29-31, 2020, Chengdu, China. New York: IEEE, 2020: 257-264.

收稿日期:2023-07-28;网络首发日期:2025-05-15

作者简介:

田晟(1969),男,通信作者,副教授,博士,研究方向为交通大数据分析、新能源汽车运用与智能网联汽车,651365812@qq.com;

李乐洋(2000),男,硕士研究生,研究方向为电动出租车充电调度,1415099150@qq.com。