

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230925

考虑路网和用户满意度的集群电动汽车 主从博弈优化调度策略

张美霞, 王晓晴, 杨秀, 张安, 付御临

(上海电力大学电气工程学院, 上海 200090)

摘要: 传统的电动汽车(electric vehicle, EV)集中优化方法在实际应用中面临调度困难、计算量大、缺乏真实数据支撑等问题, 无法准确揭示各主体间的交互行为。为此, 提出一种考虑路网和用户满意度的集群 EV 主从博弈优化调度策略。首先基于真实出行数据和路网数据模拟用户出行行为。其次, 负荷聚合商(load aggregator, LA)整合 EV 负荷资源, 对相似出行特性的 EV 进行聚类。在双层主从博弈模型中, LA 作为上层领导者, 聚类后的各 EV 子群作为下层跟随者。考虑 EV 用户不同消费偏好, 通过优化 LA 定价策略、新能源及储能系统出力计划、EV 集群充放电策略实现纳什均衡, 达到各主体共赢, 并使用改进遗传算法进行求解。最后, 利用仿真验证了所提模型可有效提升 LA 收益及 EV 用户消费者剩余, 增加新能源消纳, 并可为不同消费偏好的用户提供差异化服务。

关键词: 集群电动汽车; 主从博弈; 负荷聚合商; 需求响应; K-means++聚类算法; 用户满意度

Stackelberg game optimization scheduling strategy for aggregated electric vehicles considering customer satisfaction and the road network

ZHANG Meixia, WANG Xiaoqing, YANG Xiu, ZHANG An, FU Yulin

(College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Traditional centralized optimization methods for electric vehicles (EVs) are faced with problems such as scheduling difficulty, a large amount of computation and lack of real data support in practical application, and they cannot accurately reveal the interaction behavior among various entities. Therefore, a Stackelberg game optimization scheduling strategy for aggregated EVs considering user satisfaction and the road network is proposed. First, it simulates user travel behavior based on real travel data and road network data. Second, the load aggregator (LA) integrates EV load resources to cluster EVs with similar travel characteristics. In the two-level Stackelberg game model, the LA is the leader of the upper level, and the clustered EV subgroups are the followers of the lower level. Considering the different consumption preferences of EV users, Nash equilibrium is achieved by optimizing the pricing strategy of the LA, the output plan of new energy and energy storage systems, and the charging and discharging strategies of EV clusters. The solution is achieved by an improved genetic algorithm. Finally, simulation is used to verify that the proposed model can effectively improve revenue of the LA and consumer surplus of EV users, increase consumption of new energy, and provide differentiated services for users with different consumption preferences.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51725701).

Key words: aggregated electric vehicle; Stackelberg game; load aggregator; demand response; K-means++ clustering algorithm; customer satisfaction

0 引言

随着国家“双碳”目标建设的推进^[1], 为加快

建成高比例新能源的新型电力系统, 分布式能源并入电网的比例逐步增加^[2-3]。同时, 电动汽车有节能环保的特点, 可改善电网负荷峰谷差并促进新能源消纳, 其应用规模不断扩大。截至 2022 年底, 全国纯电动汽车保有量达到 1045 万辆, 占新能源汽车总量的 79.78%。而大量分布式电源和 EV 集群的接入

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51725701); 上海电力人工智能工程技术研究中心项目资助(19DZ2252800)

使电网运行面临较大的挑战。

随着电力市场化改革不断推进, 电力需求响应被国家大力倡导。而 EV 个体无法直接独立参与电力市场调节^[4], 因此, LA 作为用户与电网间的中间独立运营经济实体, 是合理调控需求响应、调度需求侧资源^[5-6]、向电网提供辅助服务的重要载体^[7], 目前部分地区已有 LA 参与电力市场运行。文献[8]基于 K-means 算法对海量 EV 历史数据聚类, 并根据电价信息由 LSTM 神经网络直接生成优化调度策略。文献[9]中 EV 集群与可中断可转移负荷通过向 LA 申报参与优化调度, 建立了以风光储联合发电系统收益最大和 EV 用户侧收益最大为目标函数的优化调度策略模型。文献[10]基于实时反馈的 EV 充电监测系统数据与分时电价, 使用深度强化学习算法获得对不同状态下 EV 充电行为的泛化控制能力, 并通过 LA 对集群 EV 充电策略进行实时高速的分布式优化。文献[11]提出利用 EV 储备能力补偿电网, 提高可再生能源消纳并增加电网运营收益。

由于实际参与电力市场交易的主体较多, 主体间存在复杂的交互关系, 各自决策过程中有不同的优化目标^[12], 如何协调各主体间的利益关系, 达到多主体目标平衡, 是电力市场化改革及电力市场运营管理的的关键问题。目前已有一些研究使用博弈模型处理电力交易中存在的复杂利益关系^[13]。文献[14]建立一种考虑 EV 不同充电策略对电价响应的 LA 定价模型, 使 LA 与 EV 用户之间构成主从博弈关系, 但所考虑的 EV 充电策略较为简单, EV 数量也较少。文献[15]基于电价型需求响应, 以 LA 经济收益最大、柔性负荷用户成本最低、分布式电源运营商经济收益最大为目标, 构建经济优化主从博弈模型。文献[16]基于电力需求响应机制, 构建 EV 充放电调度多策略集的演化博弈模型、多 LA 在电力市场中非合作博弈模型及配电网向多 LA 分配电量的策略演化模型, 达到多主体间的平衡协调。但模型中近似将每台 EV 抽象为一个出行行为相同的 EV 种群, 与实际情况不大相符。文献[17]提出一种综合考虑配电网、EV、充电桩、LA 四个主体间车-桩-网三阶段主从博弈充电桩共享的经济调度模型, 达到多方主体经济效益最优, 提升车桩匹配功率和充电桩使用率。上述研究中关于 EV 模型的设定较为简单, 其充电行为均限于模拟层面, 缺乏真实数据支撑。同时, 针对 EV 用户消费偏好对优化调度策略影响的研究也较少。

基于此, 本文提出一种基于路网的 EV 充电需求预测模型, 首先, 基于真实出行数据和交通道路

数据, 通过数据挖掘分析 EV 出行特性, 模拟用户出行过程; 其次, 结合 EV 出行特性与充电需求, 基于 K-means++ 聚类算法对具有相似出行特性的 EV 进行聚类, 并建立 LA 与 EV 集群的主从博弈模型。LA 作为上层领导者, 以 LA 收益最大化为目标制定调度计划并向下层发布电价策略; 聚类后的各 EV 子群作为下层跟随者, 考虑 EV 用户消费偏好, 引入用户满意度效用函数, 根据上层电价确定自身充放电计划, 以达到各 EV 子群消费者剩余最大化。最后, 通过算例验证了所提模型可在实现各主体共赢的同时, 促进新能源消纳, 平抑负荷曲线波动。并分析 EV 用户不同消费偏好对优化调度结果的影响。

1 系统框架

具体系统架构如图 1 所示, 分为基于数据挖掘的 EV 出行特性提取与充电负荷预测及 LA 与 EV 集群的主从博弈双层优化调度。

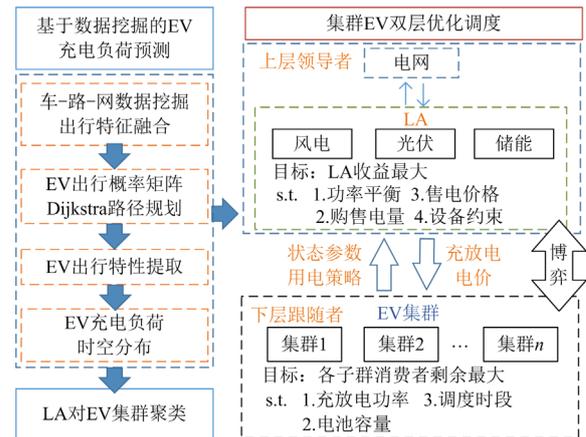


图 1 系统框架示意图

Fig. 1 System framework diagram

主从博弈框架中, 具有充放电特性的集群 EV 通过 LA 资源整合后规模化入网可参与需求响应。上层 LA 作为领导者聚合 EV 负荷资源, 与 EV 用户签订合同, 明确权力与义务分配及违约责任归属等, 可减少 LA 调配工作量, 且接入的 EV 用户可在较长时间段内选择其入离网的时间区间。LA 对聚类后的 EV 子群进行基于价格的需求响应优化调度, 制定充放电电价, 引导 EV 集群充电。同时 LA 配备一定容量的风机、光伏与储能系统, 优先考虑将新能源出力出售给下层跟随者或补给自身储能系统, 多余的新能源出力出售给电网。下层 EV 子群根据价格信号确定用电策略。上下层间相互影响, 存在先后次序, 直至实现利益均衡。

2 基于数据挖掘的 EV 充电负荷预测

由于大规模 EV 出行行为具有很大的随机性和分散性, EV 入网时间、离网时间等出行特征会影响实际充放电优化调度。考虑交通路网与 EV 出行规律等信息, 基于海量数据挖掘用户出行特性是对 EV 集群精准调度的前提。

2.1 数据预处理

本文采用成都市滴滴网约车 2016 年 11 月 1 日至 2016 年 11 月 30 日的行程数据作为实验数据, 采样间隔 2~4 s。数据集包括车辆 ID、订单数据和车辆轨迹数据等。

由于数据中存在重复传输以及数据异常等问题, 需要对原始数据进行预处理。

1) 数据清洗与转化: 包括填补缺失数据, 剔除无用或错误数据, 处理异常值, 时间戳转化, 经纬度转换等。

2) 研究区域筛选: 选取出行量较大的 11 月 10 日作为出行参考样本, 删除研究范围(经度范围: 104.0470~104.1091, 纬度范围: 30.6393~30.6922)外的数据。

2.2 EV 出行特性提取与充电需求刻画

为了直观地描述 EV 用户出行特性与充电需求, 除了获取行车轨迹和订单数据外, 还需要对数据进行进一步挖掘并与出行特征进行融合。

2.2.1 交通路网拓扑结构

本文通过 ArcGIS 获取成都所选区域道路数据, 构建交通路网拓扑结构后进行可视化, 并筛选出一级和二级道路作为路网主要组成部分, 简化后的路网节点与拓扑图如图 2 所示。

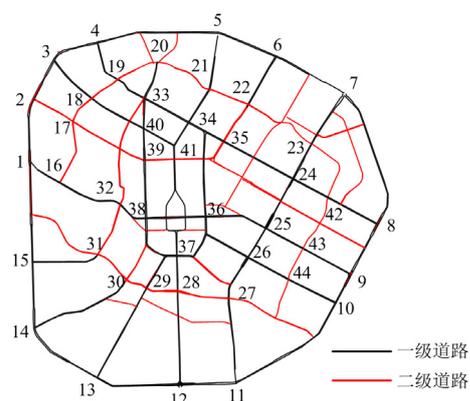


图 2 路网节点与拓扑图

Fig. 2 Road network nodes and topology diagram

2.2.2 功能区划分

基于高德地图爬取成都所选区域内的地理兴趣

点数据(point of interest, POI) (包括经纬度、地址、名称等信息), 提升实体位置的描述能力与识别准确性^[18]。按实际场景中其区域属性及功能定位可将研究区域分为居民区(H)、商业区(B)、工作区(W)和公共服务区(P), 具体 POI 属性划分设定见文献[18]。各功能区划分如表 1 所示。

表 1 路网节点功能划分情况

功能区名称	路网节点
居民区(H)	2、4、6、9、10、12、14、21、22、32、34、41
商业区(B)	25、26、27、28、29、30、31、33、39、43
工作区(W)	11、15、16、18、19、23、24、35、37、38、40、44
公共服务区(P)	1、3、5、7、8、13、17、20、36、42

2.2.3 EV 充电需求建模与出行特性提取

设 EV 初始荷电状态(state of charge, SOC)为 0.9, 考虑电池电量安全裕度, SOC 不得低于 0.2。由于 EV 行驶速度受交通路况影响, 各级道路单位里程动态耗电模型设定见文献[19]。为方便提取 EV 转移特性, 采用不同区域的出行概率转移矩阵描绘出行规律。抽取出发点及其经纬度数据, 根据求出的概率转移矩阵选取到达点及其经纬度, 并使用 Dijkstra 算法对 EV 行驶最短路径进行规划。获取 EV 出行特性, 计算区域内 EV 优化调度前的充电负荷, 得到其时空分布特性, 具体预测流程如下。

1) 对滴滴网约车订单及轨迹数据进行数据挖掘和特征提取, 获取城市居民真实出行特性, 包括 EV 出行转移概率、城市功能分区和出行时刻分布等。

2) 输入 EV 数量, 寻找距 GPS 轨迹数据行程起点距离最近的路网节点作为路程起点, 基于马尔科夫链对实际数据进行概率抽样, 以此选择每段路程的终点, 利用 Dijkstra 算法求得实际转移路径, 并考虑一定的停留时间。

3) 获取此 EV 出行里程、出行耗电量及剩余 SOC, 判断是否产生充电需求。若不符合充电条件, 则重复步骤 2), 直到产生充电需求为止。

4) 重复以上步骤, 直到所有 EV 完成出行, 计算得出 EV 充电负荷的时空分布。

3 基于 K-means++ 的 EV 出行特性聚类

具有相似出行特性的 EV 充电需求也较为相似, 根据其优化调度结果可知, 具有相似需求响应调度结果的 EV 往往可以归为一类。LA 应先根据接入的 EV 入网及离网时间使用 K-means++ 算法对其进行聚类, 再对聚类结果的各个类别分别制定充放电优化调度方案。

K-means 聚类是一种具有收敛速度快、简单、扩展性好等优点的无监督聚类算法，以距离作为衡量数据样本间相似程度的标准，数据样本间的距离越小，相似程度越高，在同一类簇中的可能性越大。但存在初始聚类中心无法准确选取，进而导致聚类结果陷入局部最优解等缺陷^[20]。因此，本文采用 K-means++ 聚类算法完成 EV 出行行为聚类。

K-means++ 对 K-means 随机选择初始聚类中心进行优化，使得初始聚类中心间的距离尽可能远，可大大减少寻找最优解的运行次数。

4 主从博弈模型

4.1 LA 模型

4.1.1 目标函数

LA 考虑 EV 集群的需求响应调节成本，满足负荷需求的同时，在约束范围内制定价格策略，并下发给 EV 集群。优化目标为收益最大，表示为

$$\max F^{\text{LA}} = I^{\text{LA}} - C^{\text{LA}} - M^{\text{LA}} \quad (1)$$

$$I^{\text{LA}} = C^{\text{EV,B}} + I^{\text{G}} + C^{\text{load}} \quad (2)$$

$$C^{\text{LA}} = C^{\text{EV,S}} + C^{\text{G}} \quad (3)$$

$$C^{\text{G}} = \sum_{t=1}^T P_t^{\text{G}} c_t^{\text{G}} \quad (4)$$

式中：\$F^{\text{LA}}\$ 表示 LA 收益；\$I^{\text{LA}}\$、\$C^{\text{LA}}\$ 分别为 LA 售电收益及购电成本；\$M^{\text{LA}}\$ 为 LA 运维成本；\$C^{\text{EV,B}}\$、\$C^{\text{EV,S}}\$ 分别为 EV 购电成本、售电收益；\$I^{\text{G}}\$ 为 LA 中向电网出售多余新能源出力收益；\$C^{\text{load}}\$ 为基础负荷购电成本；\$C^{\text{G}}\$ 为 LA 从电网购电成本；\$T\$ 为优化总时段数；\$P_t^{\text{G}}\$、\$c_t^{\text{G}}\$ 分别为 \$t\$ 时刻从电网的购电功率和电价。

其中，基础负荷也参加优化调度，电价为优化后的 LA 售电电价，基础负荷购电成本表示为

$$C^{\text{load}} = \sum_{t=1}^T P_t^{\text{load}} c_t^{\text{LA,S}} \quad (5)$$

式中：\$P_t^{\text{load}}\$ 为 \$t\$ 时刻基础负荷；\$c_t^{\text{LA,S}}\$ 为 \$t\$ 时刻优化后的售电电价。

LA 设定储能系统不从电网购电，当新能源出力大于负荷需求时，优先考虑多余部分给储能系统充电，次考虑出售给电网。用电高峰时段储能系统可放电。其向电网售电收益及自身运维成本计算公式为

$$I^{\text{G}} = \sum_{t=1}^T (P_t^{\text{PV,G}} + P_t^{\text{WT,G}}) c_t^{\text{S}} \quad (6)$$

$$M^{\text{LA}} = \sum_{t=1}^T [k_1 P_t^{\text{PV}} + k_2 P_t^{\text{WT}} + k_3 (P_t^{\text{ESS,c}} + P_t^{\text{ESS,d}})] \quad (7)$$

式中：\$P_t^{\text{PV,G}}\$、\$P_t^{\text{WT,G}}\$ 分别为 \$t\$ 时刻向电网出售的风、

光出力；\$P_t^{\text{PV}}\$、\$P_t^{\text{WT}}\$ 分别为 \$t\$ 时刻 LA 风、光总出力；\$c_t^{\text{S}}\$ 表示 \$t\$ 时刻出售给电网的电价；\$k_1\$、\$k_2\$、\$k_3\$ 分别为光伏、风机、储能系统的单位运维成本系数；\$P_t^{\text{ESS,c}}\$、\$P_t^{\text{ESS,d}}\$ 分别为 \$t\$ 时段储能系统充、放电功率。

4.1.2 约束条件

对于 LA 的光伏、风机，约束条件分别如式(8)、式(9)所示。对于储能系统，其规划建设可使新能源消纳效果更佳，式(10)表示任意时刻储能系统电量平衡约束，式(11)表示任意时刻储能电量约束，式(12)、式(13)表示任意时刻充放电功率约束。

$$0 \leq P_t^{\text{PV,G}} \leq P_t^{\text{PV}} \leq P_{t,\text{max}}^{\text{PV}} \quad (8)$$

$$0 \leq P_t^{\text{WT,G}} \leq P_t^{\text{WT}} \leq P_{t,\text{max}}^{\text{WT}} \quad (9)$$

$$E_t^{\text{ESS}} = E_{t-1}^{\text{ESS}} + \eta_c P_t^{\text{ESS,c}} - \frac{P_t^{\text{ESS,d}}}{\eta_d} \quad (10)$$

$$E_{t,\text{min}}^{\text{ESS}} \leq E_t^{\text{ESS}} \leq E_{t,\text{max}}^{\text{ESS}} \quad (11)$$

$$P_{t,\text{min}}^{\text{ESS,c}} \leq P_t^{\text{ESS,c}} \leq P_{t,\text{max}}^{\text{ESS,c}} \quad (12)$$

$$P_{t,\text{min}}^{\text{ESS,d}} \leq P_t^{\text{ESS,d}} \leq P_{t,\text{max}}^{\text{ESS,d}} \quad (13)$$

式中：\$P_{t,\text{max}}^{\text{PV}}\$、\$P_{t,\text{max}}^{\text{WT}}\$ 分别为光伏、风机出力最大值；\$E_t^{\text{ESS}}\$ 为 \$t\$ 时刻储能系统储电量；\$\eta_c\$、\$\eta_d\$ 分别为储能系统充、放电效率；\$E_{t,\text{min}}^{\text{ESS}}\$、\$E_{t,\text{max}}^{\text{ESS}}\$ 分别为储电量的最小、最大值；\$P_{t,\text{min}}^{\text{ESS,c}}\$、\$P_{t,\text{max}}^{\text{ESS,c}}\$ 分别为储能系统充电功率的最小、最大值；\$P_{t,\text{min}}^{\text{ESS,d}}\$、\$P_{t,\text{max}}^{\text{ESS,d}}\$ 分别为储能系统放电功率的最小、最大值。

考虑到 LA 收益最大及 EV 用户的承受能力，LA 设定的充放电电价应在合理的区间范围内，即

$$c_{t,\text{min}}^{\text{LA,b}} \leq c_t^{\text{LA,b}} \leq c_{t,\text{max}}^{\text{LA,b}} \quad (14)$$

$$c_{t,\text{min}}^{\text{LA,s}} \leq c_t^{\text{LA,s}} \leq c_{t,\text{max}}^{\text{LA,s}} \quad (15)$$

式中：\$c_t^{\text{LA,b}}\$ 为 \$t\$ 时刻优化后的购电电价；\$c_{t,\text{min}}^{\text{LA,b}}\$、\$c_{t,\text{max}}^{\text{LA,b}}\$、\$c_{t,\text{min}}^{\text{LA,s}}\$、\$c_{t,\text{max}}^{\text{LA,s}}\$ 分别为 LA 售电价与 LA 从 EV 集群购电电价的最小、最大值。

LA 所需遵循的功率平衡约束及从电网购电功率约束为

$$P_t^{\text{EV,B}} + P_t^{\text{load}} = P_t^{\text{G}} + P_t^{\text{PV}} + P_t^{\text{WT}} + P_t^{\text{ESS}} + P_t^{\text{EV,S}} \quad (16)$$

$$-P_{t,\text{max}}^{\text{G}} \leq P_t^{\text{G}} \leq P_{t,\text{max}}^{\text{G}} \quad (17)$$

式中：\$P_t^{\text{EV,B}}\$、\$P_t^{\text{EV,S}}\$、\$P_t^{\text{ESS}}\$ 分别为 EV 集群充放电功率、储能系统运行功率；\$P_{t,\text{max}}^{\text{G}}\$ 为电网向 LA 出售的最大电量。

4.2 EV 集群模型

4.2.1 目标函数

EV 集群基于 LA 发布的动态电价参与充放电优化调度，降低总充电成本。但 EV 用户参与博弈

时, 需要考虑经济性问题 and 用户充电感受问题。因此, 各子群优化目标为消费者剩余最大, 即使用户效用函数及充电成本之差最大化, 可表示为

$$\max F^{\text{EV}} = \sum_{t=1}^T (f_{\text{EV}}^t \Delta t) - (C^{\text{EV,B}} + C^{\text{EV,I}} - C^{\text{EV,S}}) \quad (18)$$

$$C^{\text{EV,B}} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T P_{t,n}^{\text{EV,B}} c_t^{\text{LA,b}} \quad (19)$$

$$C^{\text{EV,S}} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T P_{t,n}^{\text{EV,S}} c_t^{\text{LA,s}} \quad (20)$$

式中: F^{EV} 表示 EV 集群消费者剩余; N 表示 EV 集群车辆数; f_{EV}^t 为 EV 用户综合效用函数; $C^{\text{EV,I}}$ 表示 EV 电能损耗成本, 其设定见文献[15]; $P_{t,n}^{\text{EV,B}}$ 、 $P_{t,n}^{\text{EV,S}}$ 分别表示 t 时刻第 n 辆 EV 的充、放电功率。

4.2.2 EV 用户满意度综合效用函数

效用函数常被用在用户侧需求响应研究中, 体现用户用能过程中的满意程度, 无实际意义[21]。本文构建 EV 用户满意度综合效用函数 f_{EV}^t 对其充电过程中满意度进行量化处理, 包括两个指标: 充电消费满意度效用函数 $f_{\text{EV,1}}^t$ 和用电方式满意度效用函数 $f_{\text{EV,2}}^t$ 。

1) 充电消费满意度效用函数 $f_{\text{EV,1}}^t$

表示 EV 用户对充电成本满意度的效用函数通常为非递减的凸函数, 一般有二次型、对数型[22-23]等表达形式, 本文采用二次型表示为

$$f_{\text{EV,1}}^t = \sum_{n=1}^N a_1 P_{t,n}^{\text{EV,B}} - b_1 (P_{t,n}^{\text{EV,B}})^2 \quad (21)$$

式中, a_1 、 b_1 为充电偏好系数, 可影响需求量的大小[20]。 $f_{\text{EV,1}}^t$ 越大表示用户对充电成本的满意度越高。

2) 用电方式满意度效用函数 $f_{\text{EV,2}}^t$

不考虑用户充电成本的前提下, 用电方式满意度效用函数表示优化前后用户充放电行为变化程度的指标。优化调度前车主接入电网时刻开始充电, 充满后即可离网, 假设此时的用户用电方式满意度最高; 而优化调度后, EV 用户改变原有充电习惯, 形成新的充电负荷曲线。本文根据优化调度前后 EV 充电负荷偏移量构建用户用电方式满意度效用函数 $f_{\text{EV,2}}^t$, 即优化调度前后充电负荷偏移量越小, 用户改变用电方式的程度越小, 用户用电方式满意度越高。效用函数可表示为

$$f_{\text{EV,2}}^t = \sum_{n=1}^N a_2 (P_{t,n}^{\text{EV,B}} - P_{t,n}^{\text{EV}}) + \frac{b_2}{2} (P_{t,n}^{\text{EV,B}} - P_{t,n}^{\text{EV}})^2 \quad (22)$$

式中: a_2 、 b_2 为用电方式偏好系数; $P_{t,n}^{\text{EV}}$ 表示优化

调度前 t 时刻第 n 辆 EV 的充电功率。

总 EV 用户满意度效用函数 f_{EV}^t 可表示为

$$f_{\text{EV}}^t = \omega_1 f_{\text{EV,1}}^t - \omega_2 f_{\text{EV,2}}^t \quad (23)$$

式中, ω_1 、 ω_2 表示权重值, 且满足 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。不难发现 f_{EV}^t 为二次凸函数。不同类型的 EV 用户有不同的消费偏好, 因此对上述两项指标的重视度也不同。改变各指标对应的权重值, 可量化不同类型用户对各指标的重视度[21]。

4.2.3 约束条件

对 EV 集群的约束条件如下, 式(24)为 EV 调度时段约束; 式(25)、式(26)为 EV 电池容量约束; 式(27)为 EV 充放电功率约束。

$$\begin{cases} P_{t,n}^{\text{EV,B}} = 0 \\ P_{t,n}^{\text{EV,S}} = 0 \end{cases}, t > t_{\text{out}}^k \text{ 或 } t < t_{\text{in}}^k \quad (24)$$

$$0.2 \leq S_{t,n} \leq 0.9 \quad (25)$$

$$S_{\text{exp},n} \leq S_{\text{out},n} \leq 0.9 \quad (26)$$

$$\begin{cases} P_{t_{\text{min}}}^{\text{EV,B}} \leq P_{t,n}^{\text{EV,B}} \leq P_{t_{\text{max}}}^{\text{EV,B}} \\ P_{t_{\text{min}}}^{\text{EV,S}} \leq P_{t,n}^{\text{EV,S}} \leq P_{t_{\text{max}}}^{\text{EV,S}} \end{cases} \quad (27)$$

式中: t_{in}^k 、 t_{out}^k 分别表示第 n 辆车所属 EV 子群 k 的入网、离网时间; $S_{t,n}$ 为 t 时刻第 n 辆 EV 的 SOC; $S_{\text{out},n}$ 为第 n 辆 EV 离网时的 SOC; $S_{\text{exp},n}$ 为 EV 期望 SOC; $P_{t_{\text{min}}}^{\text{EV,B}}$ 、 $P_{t_{\text{max}}}^{\text{EV,B}}$ 、 $P_{t_{\text{min}}}^{\text{EV,S}}$ 、 $P_{t_{\text{max}}}^{\text{EV,S}}$ 分别为 EV 充放电的最小、最大功率。

4.3 Stackelberg 均衡解

本文将 LA 作为上层领导者, EV 集群中的子类作为不同的跟随者, 建立一主多从的主从博弈模型。按照博弈模型的 3 要素, EV 以两个子类为例, 模型可表示为

$$G = \left\{ \begin{array}{l} \{\text{LA, EV1, EV2}\} \\ \{\rho_{\text{LA}}(c^{\text{LA,b}}, c^{\text{LA,s}})\} \\ \{\delta_{\text{EV1}}(P^{\text{EV,B}}, P^{\text{EV,S}})\} \\ \{\delta_{\text{EV2}}(P^{\text{EV,B}}, P^{\text{EV,S}})\} \\ \{F^{\text{LA}}, F^{\text{EV1}}, F^{\text{EV2}}\} \end{array} \right\} \quad (28)$$

式中: $\{\text{LA, EV1, EV2}\}$ 为该博弈的参与者集合; $\{\rho_{\text{LA}}(c^{\text{LA,b}}, c^{\text{LA,s}})\}$ 为上层领导者 LA 各时段售出和购入电价的策略集; $\{\delta_{\text{EV1}}(P^{\text{EV,B}}, P^{\text{EV,S}})\}$ 、 $\{\delta_{\text{EV2}}(P^{\text{EV,B}}, P^{\text{EV,S}})\}$ 为跟随者 EV 子群各时段的充放电功率的策略集; $\{F^{\text{LA}}, F^{\text{EV1}}, F^{\text{EV2}}\}$ 为各个参与者的目标函数集合。

当跟随者根据上层领导者给出的策略作出最优响应达到自身目标后, 领导者也调整自身策略至实

现最优目标, 博弈达到 Stackelberg 均衡, 各参与者的策略不再发生改变^[24]。设 $(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}^*, \delta_{EV2}^*)$ 为主从博弈均衡解, 满足:

$$\begin{cases} F^{LA}(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}^*, \delta_{EV2}^*) \geq F^{LA}(\rho_{LA}, \delta_{EV1}^*, \delta_{EV2}^*) \\ F^{EV1}(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}^*, \delta_{EV2}^*) \geq F^{EV1}(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}, \delta_{EV2}^*) \\ F^{EV2}(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}^*, \delta_{EV2}^*) \geq F^{EV2}(\rho_{LA}^*, \delta_{EV1}, \delta_{EV2}^*) \end{cases} \quad (29)$$

4.4 求解流程

领导者 LA 的决策属于大规模非线性优化问题, 采用遗传算法(genetic algorithm, GA)可降低其求解复杂度, 提高寻优能力^[22]。本文采用轮盘赌法和精英保留策略的混合选择方式进行改进, 避免传统 GA 因个体选择方式不当出现“早熟”, 并提高收敛速度。算法求解流程如图 3 所示。

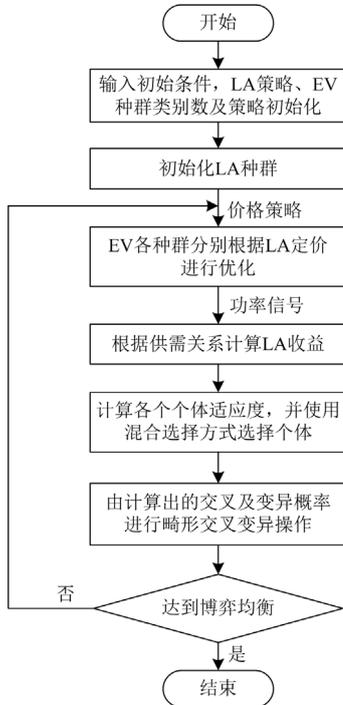


图 3 改进 GA 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the improved GA algorithm

5 算例分析

5.1 算例设置

本文未考虑新能源发电与基础负荷的波动性以及不确定性对优化调度带来的影响。设定优化总时段数 T 为 24 h, 时间间隔 1 h。LA 光伏装机容量为 2500 kW, 风机装机容量为 3000 kW, 储能系统额定容量为 2000 kWh, 额定充放电功率为 200 kW, k_1 、 k_2 、 k_3 分别取 0.08、0.11、0.02。基础负荷和典型日风光出力曲线如图 4 所示。系统共有私家 EV 2000 辆, 最大电池容量为 25 kWh, 最大充放电

功率设置为 7 kW, 充放电效率 η_c 、 η_d 均取 95%, P_{lmax}^G 取 2000 kW, a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 设定参考文献^[21], ω_1 、 ω_2 均设为 0.5。从电网购电价格与新能源向电网售电价设定详见文献^[25-27]。

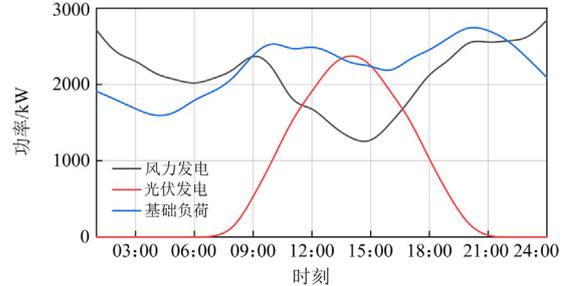


图 4 基础负荷和典型日风光出力曲线

Fig. 4 Basic load and typical daily solar output curve

5.2 EV 充电负荷分布及出行特性

预测 11 月 10 日区域内不同功能分区 EV 充电负荷分布, 如图 5 所示。由图 5 可知, 当日 EV 充电多集中于 17:00—22:00, 而上午 04:00—08:00 充电需求相对较少, 与城市居民充电习惯基本相符。

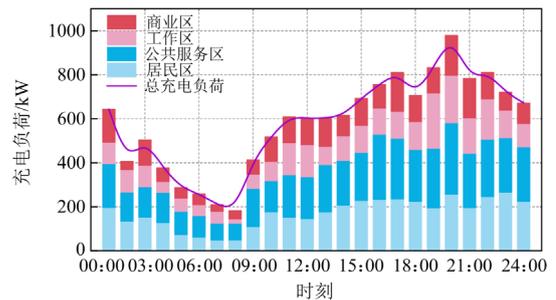


图 5 11 月 10 日各功能区充电负荷分布图

Fig. 5 Charging load distribution in different functional zones on November 10

EV 用户出行时刻分布图及充电时刻分布分别如图 6、图 7 所示。EV 出行时刻呈明显双峰特征, 出行高峰期主要集中在 07:00—09:00 和 15:00—18:00, 低谷期主要集中在 11:00—13:00 和 20:00—次日 04:00。充电起始时刻多集中于 18:00 以后, 而早上的充电起始时间分布较少。

5.3 聚类结果与分析

聚类前首先确定聚类数目。本文采用轮廓系数、CH 指数及 Davies-Bouldin 指数(DBI)三种聚类指标对比选出最佳聚类数目, 并将 CH 指数进行归一化放缩, 使对比更加直观, 结果如图 8 所示。

当轮廓系数和 CH 指数越接近 1、DBI 指数越小时, 聚类的效果越好。从图 8 可以看出, 当聚类数目为 5 时, 轮廓系数较大, CH 指数接近于 1, 且 DBI

指数达到极小值接近于 0, 3 个聚类评价指标同时取得较好的效果。因此, 本文选择的最佳聚类数为 5。

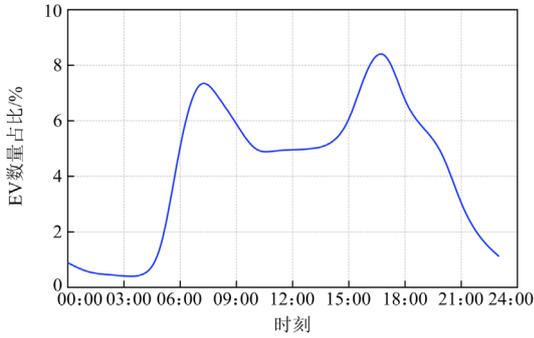


图 6 EV 出行时刻分布图

Fig. 6 Travel time distribution diagram of EV

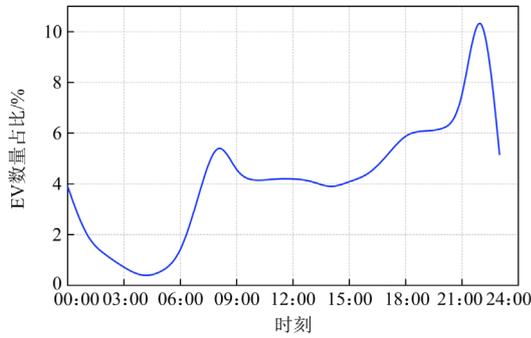


图 7 EV 充电时刻分布图

Fig. 7 Charging time distribution diagram of EV

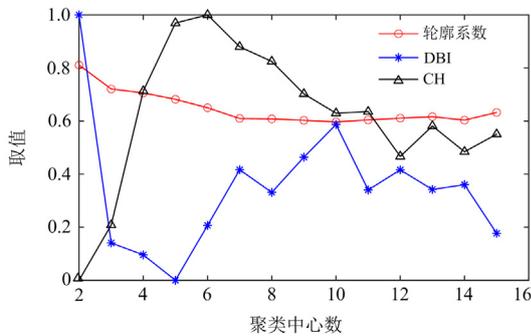


图 8 不同聚类数对应的聚类指标

Fig. 8 Cluster indicators corresponding to different number of clusters

LA 对 EV 集群按照其入网及离网时间分为 5 类, 作为后续主从博弈优化调度的基础。得到的分类结果如图 9 所示, EV 集群分量信息如表 2 所示。

由分类结果可知, 本文选取的聚类算法选择的聚类中心间距大, 除类别 5 以外的类别频数较为均匀, 特征不同的样本点所在类划分明显, 簇轮廓较为清晰, 簇内样本点划分较为合理。类别 5 频数较小的原因则与 EV 用户接入及离开电网的习惯有关,

凌晨时段入网用户较少, 而 10:00 后接入电网的用户较多, 同时, 18:00 后离网的用户也较少。

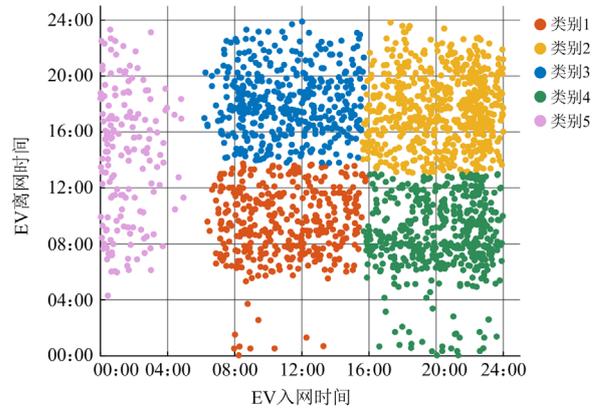


图 9 EV 集群聚类结果

Fig. 9 Clustering results of EV clusters

表 2 EV 集群分类信息

Table 2 Classification information of EV clusters

类别	类别频数	聚类中心
1	413	(10: 51, 09: 20)
2	525	(20: 19, 17: 36)
3	439	(11: 04, 18: 18)
4	464	(20: 17, 08: 32)
5	159	(01: 48, 14: 24)

5.4 优化调度结果及分析

上层领导者 LA 的定价策略如图 10 所示。图中绿色与黑色虚线分别为电网提供的分时电价与上网电价, 即 LA 制定电价策略的上下限, 由图 10 可知, LA 可提供比电网更优的电价。LA 的逐时售电电价与分时电价的变化趋势相近, 而其购电电价与用电负荷的变化趋势相近, 09:00—15:00 及 17:00—21:00 购电电价达到峰值, 可提高 LA 自身收益, 促进新能源的消纳, 减少从电网购电成本。

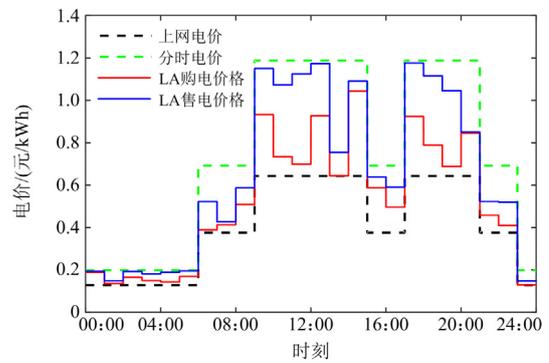


图 10 逐时电价曲线

Fig. 10 Hourly electricity price curve

经过博弈框架下需求响应优化调度后的基础负荷曲线如图 11 所示。参加电价型激励的需求响应后，基础负荷曲线明显较需求响应前平缓，有“削峰填谷”的作用。峰谷差由原负荷曲线的 1203.4 kW 降低至需求响应后的 880.2 kW。同时需求响应将原有负荷曲线 18:00—22:00 与 10:00—12:00 两个用电高峰时段转移至负荷低谷时段 00:00—07:00 与负荷曲线平缓时段 13:00—16:00，不仅平抑负荷曲线波动，减少用电高峰期电网供电压力，降低负荷峰谷差，还有利于降低 LA 从电网购电成本，降低基础负荷用户用电成本。此外，负荷曲线低谷及平缓时段的新能源出力较多，需求响应的移峰填谷效应能促进新能源的消纳，降低弃风率。

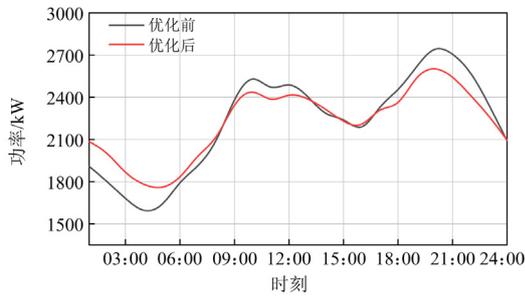


图 11 需求响应前后基础负荷曲线

Fig. 11 Basic load curve before and after demand response

博弈框架下优化调度前后结果对比如图 12 所示。区别于传统服务模式，经过优化后，LA 的收益值由 8291.28 元增加到 9364.68 元。LA 优先考虑消纳新能源出力，提高自身收益，将光伏及风力发电优先出售给 EV 集群用户，后补给自身储能系统及出售给电网。在区域基础负荷及 EV 充电需求不高的凌晨时段(00:00—07:00)，新能源出力较多，但此时段用电负荷不多，且出售电价也不高，所以优先考虑新能源补给自身储能系统。用电高峰时段(18:00—22:00、10:00—12:00) EV 充电需求及基础负荷需求较大，LA 安排不同 EV 子群在各自入网时段内错峰充放电，电价较高时段自身储能系统、EV 子群放电及新能源同时供电，满足 EV 子群充电需求的同时，减少 LA 从电网购电成本，提高 EV 用户的消费者剩余。而在电价较低的时段，可适当从电网购电，满足充电负荷需求。用电曲线较为平缓时段(13:00—16:00、22:00—24:00)购售电价相对较低，EV 充电负荷较大，且晚间用电与 EV 充电需求相对较大，LA 考虑缺失电能从电网购入，成本较低，且 EV 考虑在此时充电，可降低充电成本。

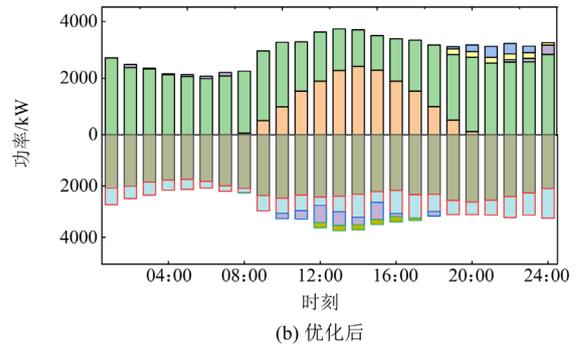
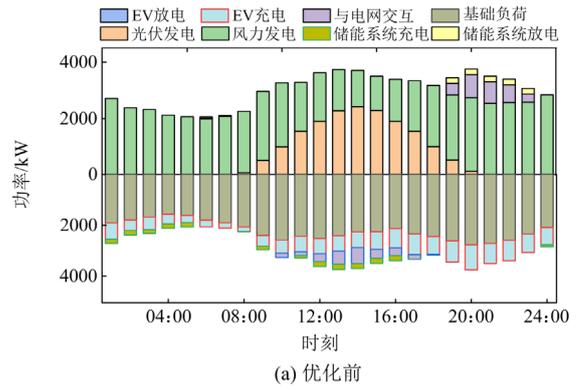
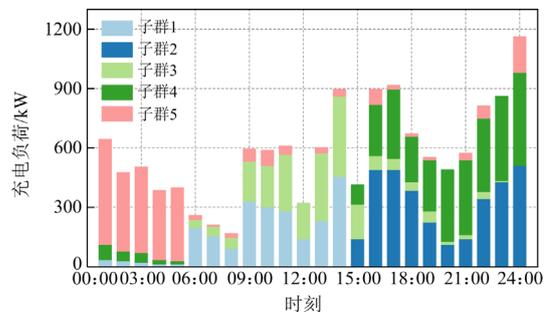


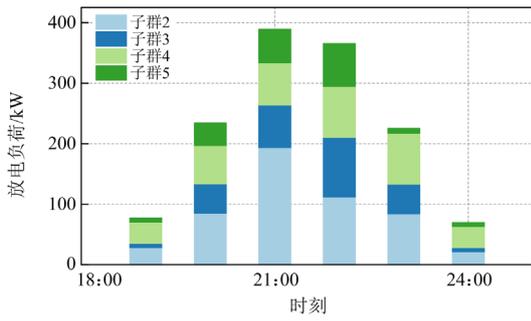
图 12 优化调度前后结果对比

Fig. 12 Comparison of results before and after optimization scheduling

各 EV 子群的优化调度结果见图 13。优化前后各子群的消费者剩余对比情况如表 3 所示。可以看出，经优化调度后，各子群的消费者剩余均有增加。说明本文提出的优化调度方法可以在满足用户充放电偏好及满意度的情况下降低其充电成本，提高 EV 用户充电经济性。各 EV 子群在接入时段内保证自身充电需求的前提下参与需求响应，在电价较低时充电，降低自身充电成本，在电价较高时段参与放电，增加放电收益，兼顾 LA 的利益，降低 LA 向电网购电成本。



(a) 各EV子群充电情况



(b) 各EV子群放电情况

图 13 各 EV 子群优化调度结果

Fig. 13 Optimization scheduling results of each EV subgroup

表 3 优化前后各 EV 子群消费者剩余对比

Table 3 Comparison of consumer surplus in each EV subgroup before and after optimization

EV 子群编号	优化前消费者剩余	优化后消费者剩余
1	1330.98	1431.21
2	1519.28	1686.37
3	1382.13	1518.39
4	1437.41	1575.43
5	587.27	648.04

5.5 不同类型用户调度结果及分析

针对 EV 用户的不同消费偏好带来的影响，需在所提出的优化调度策略基础上，采用 3 个算例进行分析。

算例 1: EV 用户总满意度效用函数中两指标的权重值 ω_1 、 ω_2 均设为 0.5。

算例 2: ω_1 设为 0.6, ω_2 设为 0.4。

算例 3: ω_1 设为 0.4, ω_2 设为 0.6。

不同算例下最优售电价与仿真结果如图 14、表 4 所示。由图 14 可知, 3 个案例的售电价变化趋势大致相同, 而由于算例 2 的需求响应潜力整体大于算例 1 和 3, 所以算例 2 的售电价变化波动最大, 且在电网用电高峰时期的电价更高, 用电低谷时期的电价也更低, 更加符合用户追求消费满意度的意愿, 也促进 LA 引导 EV 参加需求响应。算例 3 中用户更加追求用电方式满意度, 消费能力相对较高, 对充电成本的重视程度相对较低, 售电价的变化波动较小, 整体均低于算例 1 和 2, 因此, 在电网用电高峰时期的电价较低, 用电低谷时期的电价较高, 可满足用户对用电方式满意度的要求, 也可提升 LA 自身收益情况。可见 LA 使用所提博弈框架下的优化调度方法可为不同类型的 EV 用户提供个性化的充放电服务。

分析表 4 数据可知, 算例 2 中的用户更追求消费满意度, 降低充电成本, 且参与需求响应优化调度的积极性更高, 充电成本降低程度较大, 消费者剩余也较大, 更愿意参与放电获取一定的收益; 同时基础负荷峰谷差较小, LA 收益也有所降低。而算例 3 中的用户更青睐于用电方式满意度的提升, 所以参加需求响应优化调度的积极性较低, 则充电成本相对较高, 消费者剩余也较小, 参与放电的积极性较低; 同时基础负荷的峰谷差降低幅度较大, LA 收益也较高。

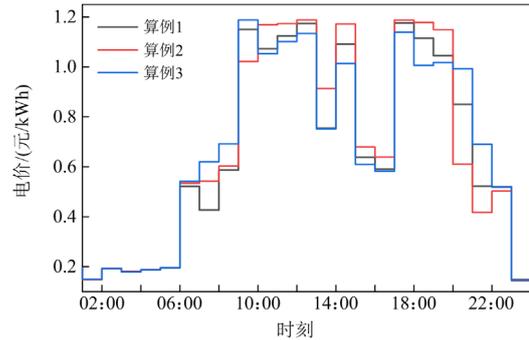


图 14 不同算例逐时电价曲线

Fig. 14 Hourly electricity price curve for different cases

表 4 不同算例优化调度结果

Table 4 Optimal scheduling results for different cases

算例	LA 收益/ 元	EV 总消费者 剩余/元	EV 总充电 成本/元	峰谷差/ kW
算例 1	9364.68	6859.44	4641.10	880.20
算例 2	9027.91	7131.12	4284.58	853.63
算例 3	9679.39	6561.77	4977.20	912.82

6 结论

本文提出一种考虑路网和用户满意度的集群 EV 主从博弈优化调度策略, 通过算例仿真验证模型的有效性, 可以得到如下结论。

1) 结合真实网约车出行数据和交通道路数据, 得到更贴近实际的 EV 出行过程, 为 LA 优化调度提供基础。

2) LA 对有类似出行行为的 EV 集群聚类后, 可对各子群分别制定充放电优化调度方案, 减少 LA 调配工作量。EV 用户可在较大时间段内选择其入离网时间区间, 有实际应用价值。

3) 引入用户满意度效用函数, 体现用户的不同消费偏好, 并分析其对优化调度结果的影响: 追求高消费满意度的用户更倾向于损失一定用电方式满意度, 换取低充电成本, 参与需求响应的积极性较高; 而追求高用电方式满意度的用户恰恰相反。

4) 在本文所建立的主从博弈框架下, LA 协同 EV 集群进行优化调度, 各主体可达到共赢。EV 用户消费者剩余平均增加 9.7%; LA 收益可增加 12.9%, 基础负荷峰谷差降低 323.2 kW, 新能源利用率提升。并可为不同消费偏好的 EV 用户提供差异化充电服务。

LA 同时考虑储能系统与新能源出力具有一定的实用价值。随着 EV 数量的不断增多, 新型电力系统建设的不断推进促使接入电网的新能源出力也越来越大。因此, 新能源出力的不确定性对电网运行的影响将成为研究的热点; 新能源大量接入后电网的运行调度也具有一定的研究价值。

参考文献

- [1] 国务院. 国务院印发《2030 年前碳达峰行动方案》[EB/OL]. [2021-10-26]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-10/26/content_5645001.html
- [2] 江冰. 构建面向 30·60 的新型电力系统: 中国电力 4.0 的思考[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(6): 534-541.
JIANG Bing. Building new power system for 30·60: reflections on China's electricity 4.0[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(6): 534-541.
- [3] 王扬, 蔡永翔, 付宇, 等. 适应分布式光伏并网的低压交直流混合配电工程示范应用[J]. 供用电, 2023, 40(3): 40-46.
WANG Yang, CAI Yongxiang, FU Yu, et al. Demonstration application of low voltage AC/DC hybrid distribution project adapted to distributed photovoltaic grid connection[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(3): 40-46.
- [4] 邹孟娇, 王文, 刘明光, 等. 基于价值网络的电动汽车聚合运营价值评估[J/OL]. 现代电力: 1-10[2023-03-31]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3818.TM.20220801.1726.003.html>
ZOU Mengjiao, WANG Wen, LIU Mingguang, et al. Value evaluation of electric vehicle aggregation operation based on value network[J/OL]. Modern Electric Power: 1-10[2023-03-31]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3818.TM.20220801.1726.003.html>
- [5] PAN G S, GU W, WU Z, et al. Optimal design and operation of multi-energy system with load aggregator considering nodal energy prices[J]. Applied Energy, 2019, 239: 280-295.
- [6] 吴宛璐, 韩帅, 孙乐平, 等. 负荷聚合商多类型需求侧资源激励价格制定一般模型及应用[J]. 电力建设, 2021, 42(1): 1-9.
WU Wanlu, HAN Shuai, SUN Leping, et al. A general incentive pricing model and its application for multi-type demand side resources of load aggregators[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(1): 1-9.
- [7] WAN Y, QIN J, LI F, et al. Game theoretic-based distributed charging strategy for PEVs in a smart charging station[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 538-547.
- [8] 周华嫣然, 周羿宏, 胡俊杰, 等. 人工智能技术支持的集群电动汽车实时优化调度策略[J]. 电网技术, 2021, 45(4): 1446-1459.
ZHOU Huayanran, ZHOU Yihong, HU Junjie, et al. Real-time optimization scheduling strategy for aggregated electric vehicles supported by artificial intelligence technology[J]. Power System Technology, 2021, 45(4): 1446-1459.
- [9] 侯慧, 徐焘, 肖振锋, 等. 计及可调负荷的发电一体化综合优化调度[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4294-4304.
HOU Hui, XU Tao, XIAO Zhenfeng, et al. Generation and load integrated optimal scheduling considering adjustable load[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4294-4304.
- [10] 李航, 李国杰, 汪可友. 基于深度强化学习的电动汽车实时调度策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(22): 161-167.
LI Hang, LI Guojie, WANG Keyou. Real-time dispatch strategy for electric vehicles based on deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(22): 161-167.
- [11] ZERAATI M, GOLSHAN M E H, GUERRERO J M. Consensus-based cooperative control of PEV battery and PV active power curtailment for voltage regulation in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 670-680.
- [12] 李咸善, 陈敏睿, 程杉, 等. 基于双重激励协同博弈的含电动汽车微电网优化调度策略[J]. 高电压技术, 2020, 46(7): 2286-2295.
LI Xianshan, CHEN Minrui, CHENG Shan, et al. Research on optimal scheduling strategy of microgrid with electric vehicles based on dual incentive cooperative game[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7): 2286-2295.
- [13] 李咸善, 马凯琳, 程杉. 含多区域综合能源系统的主动配电网双层博弈优化调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(1): 8-22.
LI Xianshan, MA Kailin, CHENG Shan. Dispatching strategy of an active distribution network with multiple regional integrated energy systems based on two-level game optimization[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(1): 8-22.
- [14] LONG T, JIA Q S, WANG G, et al. Efficient real-time EV charging scheduling via ordinal optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 4029-4038.
- [15] 龚诚嘉锐, 林顺富, 边晓燕, 等. 基于多主体主从博弈的负荷聚合商经济优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(2): 30-40.

- GONG Chengjiarui, LIN Shunfu, BIAN Xiaoyan, et al. Economic optimization model of load aggregator based on multi-agent master-slave game[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(2): 30-40.
- [16] 蔡国伟, 姜雨晴, 黄南天, 等. 电力需求响应机制下基于多主体双层博弈的规模化电动汽车充放电优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 85-99.
- CAI Guowei, JIANG Yuqing, HUANG Nantian, et al. Large-scale electric vehicles charging and discharging optimization scheduling based on multi-agent two-level game under electricity demand response mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 85-99.
- [17] 黄小庆, 李隆意, 徐鹏鑫, 等. 多主体博弈共赢的电动汽车充电桩共享方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(11): 2945-2961.
- HUANG Xiaoqing, LI Longyi, XU Pengxin, et al. Electric vehicle charging pile sharing method based on multi-subject game and win-win[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(11): 2945-2961.
- [18] 杨健, 李朝奎, 刘彦. 融合 OSM 路网数据与 POI 数据的城市功能区识别方法及其应用[J]. 地理信息世界, 2020, 27(6): 1-6, 13.
- YANG Jian, LI Chaokui, LIU Yan. Urban functional area identification method and its application combined OSM road network data with POI data[J]. Geomatics World, 2020, 27(6): 1-6, 13.
- [19] 张美霞, 张倩倩, 杨秀, 等. 基于交通-电力均衡耦合的电动汽车快充站与配电网联合规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 51-63.
- ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Joint planning of electric vehicle fast charging stations and distribution network based on a traffic-electricity equilibrium coupling model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 51-63.
- [20] 陈瑶, 陈晓宁. 基于自适应 Kmeans 和 LSTM 的短期光伏发电预测[J]. 电测与仪表, 2023, 60(7): 94-99.
- CHEN Yao, CHEN Xiaoning. Prediction of short-term photovoltaic power generation based on adaptive Kmeans and LSTM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(7): 94-99.
- [21] 张虹, 王明晨, 尹世诚, 等. 考虑用户消费偏好的分散式电采暖系统主从博弈优化方法[J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2262-2272.
- ZHANG Hong, WANG Mingchen, YIN Shicheng, et al. Master-slave game optimization of decentralized electric-heating system considering user's consumption preference[J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2262-2272.
- [22] WU Lilan, JING Zhaoxia, WU Qinghua, et al. Equilibrium strategies for integrated energy systems based on Stackelberg game mode[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(4): 142-150.
- [23] LIU Nian, HE Li, YU Xinghong, et al. Multiparty energy management for grid-connected microgrids with heat and electricity-coupled demand response[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(5): 1887-1897.
- [24] 王海洋, 李珂, 张承慧, 等. 基于主从博弈的社区综合能源系统分布式协同优化运行策略[J]. 电机工程学报, 2020, 40(17): 5435-5444.
- WANG Haiyang, LI Ke, ZHANG Chenghui, et al. Distributed coordinative optimal operation of community integrated energy system based on Stackelberg game[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5435-5444.
- [25] 宫建锋, 曹雨晨, 屈高强, 等. 基于全局优化和多主体博弈的微网日前电热联合经济调度[J]. 电力建设, 2018, 39(12): 22-30.
- GONG Jianfeng, CAO Yuchen, QU Gaoqiang, et al. Research on day-ahead power and heat combined dispatch of microgrid based on global optimization and multi-agent game[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(12): 22-30.
- [26] 胡志勇, 郭雪丽, 王爽, 等. 考虑响应意愿的电动汽车群-空调集群需求响应策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(15): 109-119.
- HU Zhiyong, GUO Xueli, WANG Shuang, et al. Demand response strategy for electric vehicles and air conditioners considering response willingness[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(15): 109-119.
- [27] 范宏, 李嘉晖, 郭琦. 考虑用户充电决策行为的电动汽车充电引导策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(4): 23-30.
- FAN Hong, LI Jiahui, GUO Qi. Electric vehicle charging guidance strategy considering user charging decision-making behavior[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(4): 23-30.

收稿日期: 2023-07-19; 修回日期: 2023-09-27

作者简介:

张美霞(1979—), 女, 硕士, 副教授, 研究方向为电力系统优化运行、电动汽车与电网互动; E-mail: zmx19790612@sina.com

王晓晴(1998—), 女, 硕士研究生, 研究方向为集群电动汽车充放电优化调度; E-mail: Seamoodi@163.com

杨秀(1972—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为分布式发电与微电网的运行与仿真。E-mail: yangxiu721102@126.com

(编辑 许威)