



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404874

引用格式:高磊,张执超,张怡,等.适用于调峰场景的纯电重卡集群划分及双层优化调度策略[J].科学技术与工程,2025,25(13):5455-5463.

Gao Lei, Zhang Zhichao, Zhang Yi, et al. Electric truck cluster segmentation and two-tier optimal scheduling strategy for peaking scenarios [J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(13): 5455-5463.

适用于调峰场景的纯电重卡集群划分及 双层优化调度策略

高磊¹, 张执超^{1*}, 张怡¹, 余洋²

(1. 华北理工大学河北省风光氢储安全监测与智能运行技术创新中心, 唐山 063210;

2. 华北电力大学(保定)新能源电力系统国家重点实验室, 保定 071003)

摘要 针对大规模纯电重卡(electric truck, ET)无序充电抬高电网负荷峰值影响电能质量的问题,提出适用于调峰场景的集群划分及双层优化调度策略。首先,考虑实时道路流量及多能耗因素建立ET参与电网调峰的需求响应模型,以物流因素作为特征量,结合改进的模糊聚类算法对ET进行日前集群划分;其次,基于分群结果,结合电网调度与企业用户两方主体的不同利益诉求,在主从博弈框架下考虑柔性时间窗建立双层规划调度模型,实时求解集群内纯电重卡充放电功率;最后,采用克里金模型优化的粒子群算法加快模型求解的速度。通过某物流区实际ET数据进行仿真验证,结果表明,采取的集群划分及考虑柔性时间窗的双层调度策略能更好地平滑负荷曲线,降低集群的调度偏差。同时,克里金优化算法在求解双层优化模型上,更具有快速性。

关键词 纯电重卡;模糊聚类;响应特性;柔性时间窗;克里金模型

中图分类号 TM721;

文献标志码 A

Electric Truck Cluster Segmentation and Two-tier Optimal Scheduling Strategy for Peaking Scenarios

GAO Lei¹, ZHANG Zhi-chao^{1*}, ZHANG Yi¹, YU Yang²

(1. Hebei Wind and Hydrogen Storage Safety Monitoring and Intelligent Operation Technology Innovation Center, North China University of

Science and Technology, Tangshan 063210, China; 2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with

Renewable Energy Sources, North China Electric Power University(Baoding), Baoding 071003, China)

[Abstract] Aiming at the problem that the unordered charging of large-scale electric truck (ET) increases the peak load of the grid and affects the power quality, a cluster division and two-tier optimal scheduling strategy for peak load balancing scenarios were proposed. Firstly, the demand response model of ET participating in power grid peak regulation was established considering real-time road flow and multi-energy consumption factors. With logistics factors as characteristic quantities, ET was divided into day-ahead clusters by an improved fuzzy clustering algorithm. Secondly, based on the clustering results, combined with the different interests of power grid dispatching and enterprise users, a two-tier scheduling model was established under the framework of master-slave game considering the flexible time window to solve the charging and discharging power of pure electric heavy duty card in the cluster in real time. Finally, particle swarm optimization based on Kriging model was used to speed up the solving of the model. The simulation results of ET data in a logistics area show that the two-tier scheduling strategy based on cluster division and flexible time window can better smooth the load curve and reduce the scheduling deviation of clusters. At the same time, Kriging optimization algorithm is more fast in solving the two-tier optimization model.

[Keywords] electric truck; fuzzy clustering; response characteristics; flexible time window; Kriging model

长期以来,公路货运车辆尤其是重型柴油货车的油耗和尾气排放量持续居于高位,对环境构成了

严重威胁。在双碳背景下,重型燃油货车向新能源转型成为了当前及未来一段时间内的主要发展趋

收稿日期:2024-06-30 修订日期:2025-02-07

基金项目:国家重点研发计划(2021YFE0190900);唐山市科学计划(22130210H)

第一作者:高磊(2000—),男,汉族,辽宁大连人,硕士研究生。研究方向:车网互动等。E-mail:1257547816@qq.com。

*通信作者:张执超(1977—),男,汉族,河北唐山人,博士,讲师。研究方向:电力系统保护等。E-mail:3174882517@qq.com。

势^[1]。而其中最为重要的方向之一,就是重型货车的电动化,即纯电重卡(electric truck, ET)。2020年10月20日,国务院办公厅关于印发《新能源汽车产业发展规划(2021—2035年)》,要求加速推进纯电重卡与交通融合发展,提高纯电重卡在公路运输的占比,打造绿色安全的物流运输服务^[2-3]。随着ET用途和数量的不断增加,大规模不受管控的纯电重卡渗透,会产生抬高配电网负荷峰值、加剧电力波动等负面影响^[4]。因此针对纯电重卡的需求响应特性,提出适用于调峰场景的优化调度策略具有重要意义。

有关ET参与电网调峰调度策略的研究,根据ET规模的不同,主要分为个体调度和集群调度两种^[5]。个体调度主要应用于ET种类少、规模小的场景。但随着入网车辆数量和类型增多,个体调度会引入庞大变量,增加调度难度。对ET进行集群划分,研究集群调度策略能很好地解决上述问题。近年来,国内外有很多学者对ET集群划分方法进行了研究。文献[6-7]提出实时采集ET充电结束时刻为分群特征的实时分群方法,但分群特征过少,导致调度时需要考虑变量增多,难以及时给出ET的调度策略。文献[8-10]根据用户意愿,选取多个不同充放电参数利用经验方法对ET进行集群划分,但分群方法过于简单,集群间界限不清晰;为进一步提高分群准确性,文献[11-16]使用K-means算法或模糊C均值算法来确定特征量边界,得到了ET更准确的集群划分结果。综上,目前ET的日前分群方法主要通过历史数据对其充放电参数进行简单分群,缺少对ET物流因素的考虑,当每日配送订单等参数发生改变时,历史数据的分群结果会与实际情况产生较大偏差。

基于ET的集群划分结果,很多学者对ET集群进行调度策略的研究。文献[17-21]通过电价引导,提出针对ET集群参与调峰的充电策略。但未考虑ET固定的充电需求,无法完全响应电价的引导。文献[22-25]在V2G(vehicle-to-grid)模式下,充分考虑的ET用户经济成本,提高用户参与响应积极性。但V2G行为会影响电池寿命,缺少对电池损耗成本的考虑。文献[26]则依据工程经济原理建立动力电池的损耗模型,分析不同V2G补偿系数下ET运营成本的变化趋势,得到ET经济最优的调度策略。然而ET的运营成本不仅取决于充放电成本与电池成本等因素,还与其订单配送时间窗息息相关。文献[27]考虑ET商品的特殊性,设置时间窗约束,在保证订单配送不延误的情况下求解其最优配送路径。但硬时间窗约束强制让每一辆ET都按时完成

任务,实际运送难免会发生未按时到达的情况,缺乏一定的合理性。

综上,现有ET分群调度的研究存在以下问题:ET日前分群策略主要通过历史数据以充放电参数做简单分群,未结合ET的物流特性做进一步的研究;对用户侧利益的考虑集中在充放电及电池损耗上,缺少实际订单延误等情况考虑;ET集群调度模型复杂,求解速度慢,难以及时给出ET充放电策略。

针对上述问题,现基于ET的物流特性建立其参与电网调峰的响应模型,结合改进的模糊聚类算法,提出以物流因素为判别量的日前集群划分策略。针对分群结果,建立配电网与ET集群的主从博弈双层优化模型,上层根据电网负荷实时波动情况,以总负荷方差最小为目标函数,制定各个集群的总充放电功率。下层依据上层指令及对应集群ET接入情况,考虑订单时间窗惩罚以集群内部ET的运行成本最小为目标函数,求解集群内部每辆ET的最优功率分配。利用克里金模型优化的粒子群算法求解双层优化模型,提高模型的求解速度。

1 计及多能耗因素的ET响应模型

1.1 考虑物流特性的ET充放电模型

目前由于ET存在续航里程不足的问题,主要应用在内市支线和末端配送等较短距离的重型货物运输。同时ET在配送途中充电耗时间相对较长,而城市配送的客户一般都有收货时间窗限制^[28],因此,物流企业为保证配送的时效性,通常会选择在每次进行配送前完成充电过程,不考虑配送中充电的情况,充电位置主要分布在配送中心以及各个配送网点处。其配送网络如图1所示。

根据ET的物流特性对其进行充放电特性建模如下,第 k 辆ET日物流订单时间窗(客户需求到达

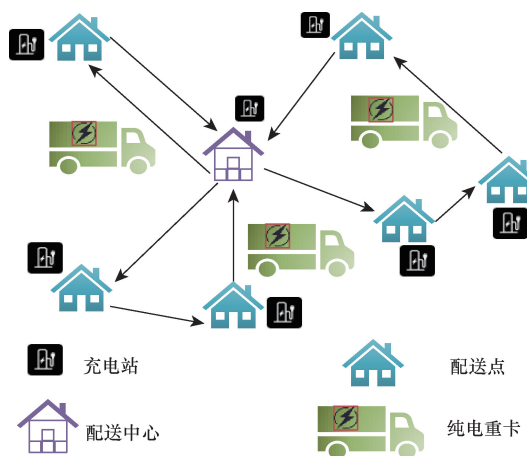


图1 ET配送图

Fig. 1 ET delivery diagram

时间范围)为 $\{[t_{k1,ea}, t_{k1,la}], [t_{k2,ea}, t_{k2,la}], \dots, [t_{kn,ea}, t_{kn,la}]\}$, 根据订单时间窗及行驶路况, 电能损耗等情况, ET 在时刻 $[t_{k1,p}, t_{k2,p}, \dots, t_{kn,p}]$ 开始配送 (即发车时间)。在时刻 $[t_{k1,r}, t_{k2,r}, \dots, t_{kn,r}]$ 完成配送并选择是否接入电网参与需求响应。

为直观体现 ET 的充放电特性, 以 Y_c 表示区域内 ET 集群的充放电情况, 如图 2 所示。

$$Y_c = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & \dots & n \end{matrix} & \leftarrow \text{ET 编号} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ \vdots \\ t \end{matrix} & \begin{matrix} \text{时刻1} \\ \text{时刻2} \\ \text{时刻3} \\ \vdots \\ \text{时刻}t \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

1 表示处于充放电状态; 0 表示处于空闲状态

图 2 ET 充放电状态矩阵

Fig. 2 ET charge/discharge state matrix

当第 k 辆 ET 第 n 次配送后电量可以满足 $n+1$ 次配送时, 如式(1)所示。

$$\begin{cases} S_{kn,r} > S_{k(n+1),need} \\ \delta[t_{kn,r}; t_{k(n+1),p}, k] = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $S_{kn,r}$ 为第 k 辆 ET 第 n 次配送后剩余电量 (state of charge, SOC); $S_{k(n+1),need}$ 为第 $n+1$ 次配送所需电量。

当第 k 辆 ET 第 n 次配送后电量无法满足 $n+1$ 次配送时, 如式(2)所示。

$$\begin{cases} S_{kn,r} \leq S_{k(n+1),need} \\ t_{k,c} = [S_{k(n+1),p} - S_{kn,r}] Q_k / z P_{k,c}(t) \\ t_{k,c} \leq t_{k(n+1),p} - t_{kn,r} \\ \sigma_k[t_{kn,r}; t_{k(n+1),p}, k] = 1 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: $t_{k,c}$ 为第 k 辆 ET 充电时间; $S_{k(n+1),p}$ 为第 $n+1$ 次发车时刻 SOC; Q_k 为第 k 辆 ET 电池电量; z 为充电效率; $P_{k,c}(t)$ 为 t 时刻 ET 充放电功率。

1.2 计及多能耗因素的参数修正

基于上述充放电过程分析, ET 需求响应模型与 ET 到达时间及起始充放电电量相关, 考虑实时流量及多能耗因素对其修正如下。

1.2.1 基于实时流量的 ET 配送时间

ET 的参与需求响应时段与其行驶速度息息相关, ET 主要用于城市配送, 其行驶速度主要取决于道路实时流量。当 ET 在配送路径上行驶时, 道路流量时刻变化如式(3)所示。

$$L_{kn}(t) = L_{kn}(t-1) + L_z \quad (3)$$

式(3)中: $L_{kn}(t)$ 为 t 时刻第 k 辆 ET 第 n 次配送路径流量; L_z 为 $t-1$ 到 t 时刻流量变化。

根据实时道路流量, 考虑通行阻抗, 建立 EV 行

驶速度模型如式(4)所示。

$$\begin{cases} v_{kn}(t) = \frac{V_{kn,m}}{1 + \left[\frac{Q_{kn}(t)}{C_{kn}} \right]^k} \\ k = a + b \left[\frac{Q_{kn}(t)}{C_{kn}} \right]^d \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中: $V_{kn}(t)$ 为 t 时刻行驶速度; $V_{kn,m}$ 、 C_{kn} 分别为第 k 辆 ET 第 n 次配送路径的自由流速度和通行容量; a 、 b 、 d 为不同类型道路的自适应系数。根据参考文献[23]实验数据, 自由流速度为 60 km/h, 自适应系数分别为 1.726、3.15、3。

ET 起始发车时间通常由期望到达时间 (订单时间窗中间时刻) 与自由流速度进行估计, 则根据道路实时流量可对发车时间及到达时间进行修正, 如式(5)和式(6)所示。

$$t_{kn,p} = \frac{t_{kn,ea} + t_{kn,la}}{2} - \frac{d_{kn}}{V_{kn}^M} \quad (5)$$

$$t_{kn,r} = t_{kn,p} + t_{kn,need} = t_{kn,p} + \frac{d_{kn}}{v_{kn}} \quad (6)$$

式中: d_{kn} 为第 k 辆 ET 第 n 次配送距离; $t_{kn,need}$ 为配送行驶时间。

1.2.2 考虑多能耗因素的 ET 电量损耗

ET 配送过程中电量损耗受到温度、路况、载重量等多因素影响。综合考虑空调能耗, 里程能耗可得 ET 能耗模型如式(7)所示。

$$\begin{cases} S_{kn,lc} = \frac{E_{k,gv}(g_{k,z} + g_{kn,h})v_{kn}}{(g_{k,z} + G_{kn,h})V_{kn,m}} \\ S_{kn,air} = (T_{kn,out} - T_{kn,in})t_{kn,need}E_{k,air} \\ S_{kn,need} = S_{kn,lc} + S_{kn,air} \\ S_{kn,r} = S_{kn,p} - S_{kn,need} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中: $S_{kn,lc}$ 与 $S_{kn,air}$ 分别为第 k 辆 ET 第 n 次配送里程和空调电量损耗; $E_{k,gv}$ 为额定载重和自由流速度下单位时间能耗参数; $g_{k,z}$ 与 $g_{kn,h}$ 分别为第 k 辆 ET 自身质量及货物质量; $g_{kn,h}$ 与 $G_{kn,h}$ 分别为第 k 辆 ET 第 n 次配送载质量与额定载质量; $T_{kn,in}$ 与 $T_{kn,out}$ 分别为 ET 内外温度; $E_{k,air}$ 为空调单位能耗参数; $t_{kn,need}$ 为配送行驶时间。

2 基于 IFCM 的日前集群划分方法

为保证分群结果更加准确, 不受每日配送任务变化影响, 采用调度中心可日前收集的订单时间窗, 配送里程及载重量作为分群特征量集群划分。则每辆 ET 可以由式(8)所示。

$$E_k = \{t_{k1,av}, \dots, t_{kn,av}, d_{k1}, \dots, d_{kn}, g_{k1}, \dots, g_{kn}\} \quad (8)$$

式(8)中: E_k 为第 k 辆 ET; $t_{kn,av}$ 为第 k 辆 ET 第 n 次

运输的订单时间窗中间时刻。

由于不同类型 ET 日配送次数不同,且进行多次配送的 ET 特征量过多,直接进行聚类难度大,需要对特征量进行进一步的提取。根据上述 ET 响应模型,可以判断出在第 a 次配送后需要进行充电行为。则实际影响 ET 接入电网时段的因素仅为第 a 次与第 $a+1$ 次配送的物流特征。因此在进行集群划分前,需对每辆 ET 的特征量做进一步提取。

当第 a 次不为 ET 最后一次配送时,ET 特征量可表示为如式(9)所示。

$$E_k = \{t_{ka,av}, d_{ka}, g_{ka}, t_{k(a+1),av}, d_{k(a+1)}, g_{k(a+1)}\} \quad (9)$$

当第 a 次为 ET 最后一次配送时,ET 特征量可表示为如式(10)所示。

$$E_k = \{t_{ka,av}, d_{ka}, g_{ka}\} \quad (10)$$

ET 日配送次数为 1~3 次,则可将其分为第一次配送后充电($a=1$),第二次配送后充电($a=2$)与最后一次配送后充电($a=\text{fin}$)三类 ET(将日配送次数为 1 的集群划分到 $a=\text{fin}$ 类别)。对于 $a=1$ 与 $a=2$ 两类 ET,需要对第 a 次与第 $a+1$ 次的特征量分别进行分群,两次配送特征量相同的 ET 属于一个集群。

针对 ET 特征量繁多,不同 ET 物流特性差距较大,且分群时容易陷入局部极值的问题。引入基于密度加权的改进模糊聚类算法(improved fuzzy C-means, IFCM)对 ET 进行集群划分处理。聚类过程如下。

步骤 1 确定聚类数目。采用肘部法^[29]确定聚类数目,聚类数 k 增大,样本划分会更加精细,误差平方和会逐渐变小。在 k 接近最优聚类数时,下降幅度会骤减,产生一个肘点,以此确定聚类数目。

步骤 2 对每个样本点进行密度加权,如式(11)和式(12)所示。

$$\rho_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d(c_i, c_j) \quad (11)$$

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n \rho_j}{\rho_i} \quad (12)$$

式中: ρ_i 为第 i 个样本点处密度值; n 为样本点总数; w_i 为每个样本点赋予的权值; $d(c_i, c_j)$ 为样本点之间的欧式距离。

步骤 3 得到目标函数如式(13)所示。

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^a (d_{ij})^2 \quad (13)$$

式(13)中: J_m 为 IFCM 的目标函数; u_{ij} 为对象隶属度; a 为加权数; d_{ij} 为对象的欧式距离; c 为聚类中心数。

步骤 4 经密度加权后,IFCM 聚类中心的选取方法如式(14)所示。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_j u_{ij}^a x_j}{\sum_{j=1}^n w_j u_{ij}^a} \quad (14)$$

式(14)中: v_i 为第 i 个聚类中心; x_j 为第 j 个样本点数据。

3 主从博弈框架下的双层优化调度策略

3.1 主从博弈框架

在调峰场景下,电网调度纳入 ET 参与,旨在通过平滑负荷曲线,以更经济的方式确保电网的安全稳定运行。ET 用户参与电网需求响应,则期望通过此举降低用电成本。因此运用具有主从博弈^[30]特性的双层优化方法来兼顾两方主体的需求,构建基于供需互动模式的日前调度模型。具体调度框架如图 2 所示。

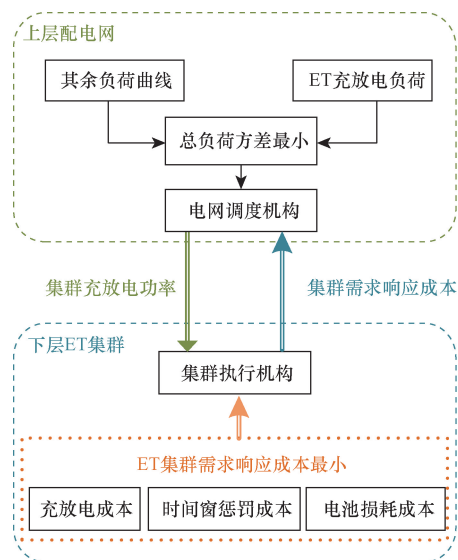


图 2 主从博弈框架图

Fig. 2 Stackelberg game framework diagram

上层配电网为主体,根据电网实时负荷情况,以降低总负荷峰谷差为目标,制定下层各集群的总充放电功率,同时收集 ET 个体用户意愿,确定其参与调峰响应成本的预期值。下层各个集群为主体,根据上层制定的集群响应指令,根据实时接入情况,以降低 ET 参与调峰响应经济成本为目标求解集群内部单辆 ET 充放电功率的最优功率分配。并将分配后下层参与调峰响应成本返回上层。

3.2 上层优化模型

电网测的峰谷波动水平可以通过总负荷方差表示,电网侧以集群 i 在 t 时段的总充放电功率 $P_{i,t}$

为变量,则上层优化模型的目标函数如式(15)和式(16)所示。

$$\min F_1 = \sum_{i=1}^I \left[\frac{\sum_{t=T_{r,i}}^{T_{p,i}} (P_{b,t} + P_{i,t} - P_{av})^2}{T_{p,i} - T_{r,i}} \right] \quad (15)$$

$$P_{av} = \frac{\sum_{t=T_{r,i}}^{T_{p,i}} (P_{b,t} + P_{ev,t})}{T_{p,i} - T_{r,i}} \quad (16)$$

式中: F_1 为电网总负荷方差; I 为集群数量; $T_{p,i}, T_{r,i}$ 为集群*i*离开与接入电网时段; $P_{b,t}$ 为*t*时段除ET充放电负荷外其他基本负荷; $P_{i,t}$ 为集群*i*在*t*时段充放电负荷; P_{av} 为总负荷的平均值。

在优化过程中,ET每日总充电需求基本不变,则有总负荷约束,如式(17)所示。

$$\sum_{i=1}^I \sum_{t=T_{r,i}}^{T_{p,i}} P_{i,t} = D \quad (17)$$

式(17)中: D 为ET日充电负荷总值。

3.3 考虑柔性时间窗的下层优化模型

上层优化模型将各个集群总的充放电指令传递到下层。下层优化模型考虑ET充放电成本,对集群内入网ET做实时功率分配。除此之外,将硬性的时间窗约束转换为成本惩罚,作为柔性时间窗考虑到下层ET参与调峰的成本中。在软时间窗作用下,不仅可以使调度模型更符合实际,也提高ET参与调峰的响应时间,提高电网削峰效果。则此时下层参与调峰成本可由ET充放电,电池损耗及柔性时间窗成本构成。

(1) ET充放电成本。ET充放电过程向电网购/售生成的成本如式(18)所示。

$$C_1 = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \sum_{t=T_{r,i}}^{T_{p,i}} (c_{t,+} P_{ik,t+} \Delta t - c_{t,-} P_{ik,t-} \Delta t) \quad (18)$$

式(18)中: C_1 为集群总充放电成本; $c_{t,+}, c_{t,-}$ 为*t*时段充电和放电电价; $P_{ik,t+}$ 和 $P_{ik,t-}$ 分别集群*i*为第*k*辆ET充电和放电功率。

(2) 电池损耗成本。文献[31]建立放电深度与放电区间的电池循环寿命损耗模型,以此来量化ET每次充放电循环的电池损耗。则ET集群的电池损耗成本如式(19)和式(20)所示。

$$c_d = \frac{\sum_{m=1}^M n_m}{N_0} c_{bat} \quad (19)$$

$$C_2 = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K c_{d,ik} \quad (20)$$

式中: c_d 为单量ET电池损耗成本; n_m 为第*m*次充放电过程对应的等效循环次数; N_0 为电池在标准条件

下测得的最大可循环次数; c_{bat} 为电池更换成本; M 为ET充放电循环次数; c_2 为集群总电池损耗成本; $C_{d,ik}$ 为集群*i*第*k*量ET的电池损耗成本。

(3) 柔性时间窗惩罚成本。ET未在时间窗范围内到达造成的订单成本惩罚,如式(21)和式(22)所示。

$$C_3 = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N F(t_{kn,r}) \quad (21)$$

$$F(t_{kn,r}) = \begin{cases} w_{ea}(t_{kn,ea} - t_{kn,r}), & t_{kn,r} < t_{kn,ea} \\ 0, & t_{kn,ea} \leq t_{kn,r} \leq t_{kn,la} \\ w_{la}(t_{kn,r} - t_{kn,la}), & t_{kn,la} < t_{kn,r} \end{cases} \quad (22)$$

式中: F 为时间窗惩罚函数; w_{ea}, w_{la} 分别为早到和晚到的单位时间惩罚成本。

则下层优化模型的目标函数如式(23)所示。

$$F_2 = C_1 + C_2 + C_3 \quad (23)$$

为保证电池寿命,对每辆ET的功率优化需满足其荷电状态、充放电功率等约束。

约束1 ET荷电状态约束,为防止过度充放电,需满足式(24)约束。

$$S_{k,min} \leq S_{k,t} \leq S_{k,max} \quad (24)$$

式(24)中: $S_{k,max}$ 和 $S_{k,min}$ 分别为第*k*辆ET荷电状态的上下限; $S_{k,t}$ 为第*k*辆ET在*t*时段的荷电状态;

约束2 电池充放电次数约束,为避免循环充放电影响电池寿命,其一在充放电过程转换2次,如式(25)所示。

$$\sum_{t=T_{r,i}}^{T_{i,p}} |r_{ik,t+1} - r_{ik,t}| \leq 2 \quad (25)$$

式(25)中: $r_{ik,t}$ 为集群*i*第*k*辆ET在*t*时段的状态,当充电时,即 $P_{ik,t} > 0$ 时取1,当放电时,即 $P_{ik,t} < 0$ 时取0。

4 Kriging模型优化的求解算法

目前双层优化的求解方法一般通过启发式智能算法求解。寻优速度较快,但每次迭代都需要调用下层模型,计算过程复杂。需要实时根据电网总负荷方差与ET的接入情况分配充放电功率,下层功率分配模型复杂且对计算速度要求较高,因此常规的启发式算法难以适用于所研究的调度优化问题。提出Kriging模型^[32]优化的粒子群算法来解决上述问题,在粒子群算法的快速寻优的基础上加入克里金优化模型。具体实施流程如图3所示。

Kriging模型是一种广义线性回归模型,通过采样获得初始样本数据集,建立近似模型,用近似模型代替计算复杂的原目标函数。进而加快双层模型的求解速度,其系统的功能函数 $y(x)$ 与输入变量 x 之间的关系如式(26)和式(27)所示。

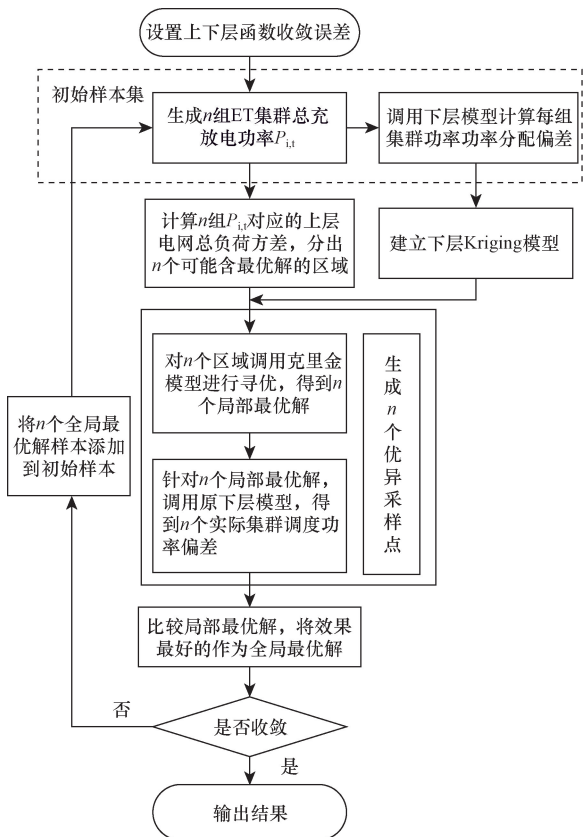


图3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flowchart

$$y(x) = \mathbf{f}^T(x)\boldsymbol{\beta} + z(x) \quad (26)$$

式(26)中: $\mathbf{f}(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)]^T$ 为基函数向量; $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m]^T$ 为回归系数向量; $\mathbf{f}^T(x)$ 为确定性部分,代表Kriging模型的趋势; $Z(x)$ 是一个随机过程,代表模型线性回归部分的局部偏差,其均值为0,方差为 σ_z^2 ;样本 x_i 与 x_j 之间协方差满足条件为

$$\text{Cov}[z(x_i), z(x_j)] = \sigma^2 R(x_i, x_j, s) \quad (27)$$

式(27)中: $R(x_i, x_j, s)$ 为相关函数, s 为相关函数参数。

5 算例分析

5.1 仿真参数设置

以IEEE33节点配电网为例,对所提分群方法以及参与电网调峰调度进行仿真模拟。配电网拓扑图如图4所示。

选取基准功率10 MVA。仿真时段间隔 $\Delta t = 15$ min,总共分为96个时段。针对某市实际物流数据进行算例分析,取1 000辆ET的物流订单数据模拟实际配送过程,在仿真期间ET充电随机接入15、24、29共3个节点。

该区域有3类ET,其参数如表1所示,设初始电量服从 $N(0.8, 0.1)$ 的正态分布。

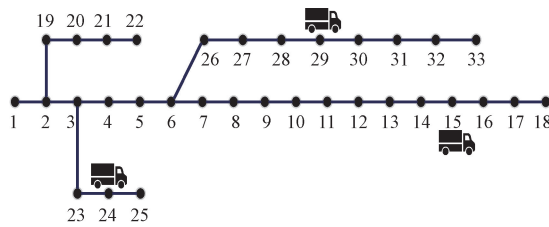


图4 IEEE33节点配电网

Fig. 4 IEEE33 node distribution network

表1 三类ET参数

Table 1 Three types of ET parameters

ET类别	1类	2类	3类
电池容量/(kW·h)	180	200	240
充放电功率极限/kW	±100	±120	±150
额定载重量/t	3.5	4	6
最大行驶里程/km	200	230	250

5.2 集群划分仿真结果

首先根据初始SOC以及订单数据将ET初步划分为3类: $a=1$ 类ET有435辆, $a=2$ 类ET有234辆, $a=fin$ 类ET有333辆。

以 $a=1$ 类ET的集群划分过程为例,对第一次配送与第二次配送特征量进行模糊聚类,肘点法确定集群划分数量如图5所示。

从图5中可以看出,第一次配送聚类在 $k=4$ 时,第二次配送聚类在 $k=3$ 时误差平方和变化最为剧烈,因此第一次配送划分4个集群,第二次配送划分为3个集群如图6和图7所示。

将两次配送特征都相似的ET作为一个集群,则 $a=1$ 类的ET共可分为12个集群;同理, $a=2$ 类的ET分为9个集群; $a=fin$ 类的ET分为4个集群;共划分25个集群。

选用 v_k 系数评价指标对比FCM和IFCM算法的聚类效果。 v_k 系数越小,聚类性能越好。相同聚类数下,3类集群的聚类指标如表2所示。

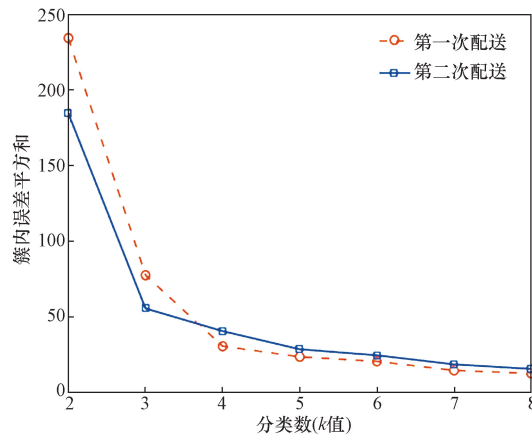


图5 不同k值聚类偏差图(a=1)

Fig. 5 Deviation plot for different k values (a=1)

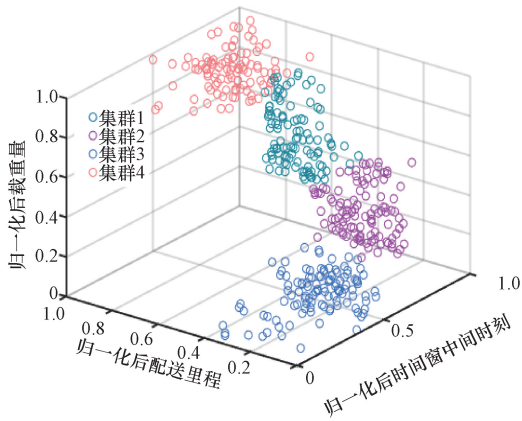


图6 第一次配送聚类结果图

Fig. 6 The first distribution results chart

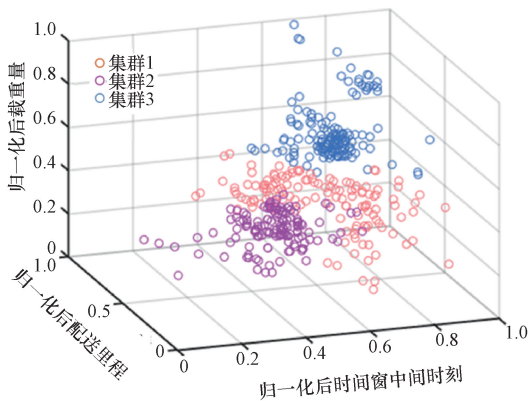


图7 第二次配送聚类结果图

Fig. 7 The second distribution results chart

表2 聚类指标对比

Table 2 Comparison of clustering metrics

集群类别	最优聚类数	FCM 算法下的 v_k	IFCM 算法下的 v_k
$a = 1$ 类	12	230.12	98.12
$a = 2$ 类	9	189.23	78.32
$a = \text{fin}$ 类	4	83.34	50.32

从表2中可以看出,在每种情景下,IFCM 算法的 v_k 系数小于 FCM 算法。在 $a = 1$ 类和 $a = 2$ 类集群内,FCM 算法 v_k 过大,陷入局部最优。可见,相比 FCM 算法,IFCM 算法降低了陷入局部最优的风险,聚类性能更优。

5.3 双层优化调度仿真结果

对比采用硬时间窗和软时间窗两种优化策略的集群总充放电负荷曲线如图8所示。

由图8可以看出,考虑柔性时间窗的双层优化模型有效提高了ET的可调度潜力,相比于硬时间窗约束起到了更好的削峰填谷效果。

除此之外,为观察集群实际响应情况与调度策略的偏差,对3类集群各时段的功率指令曲线图和EV实际响应功率图进行验证,如图9所示。

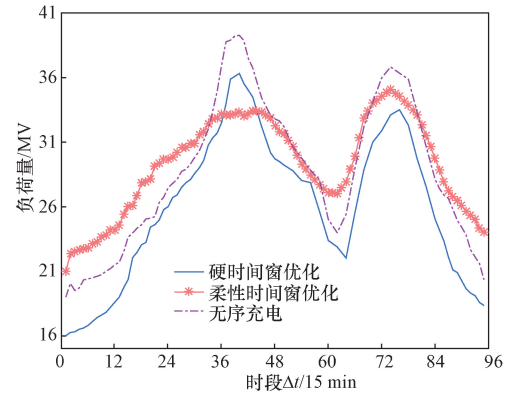
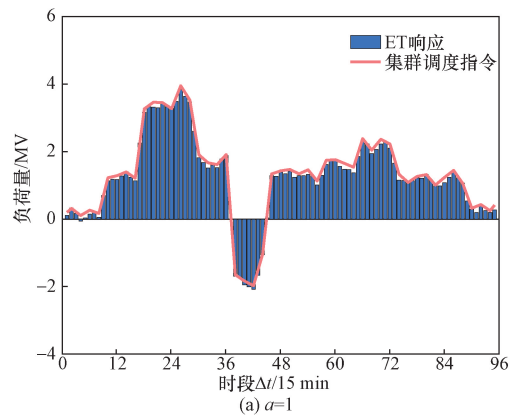
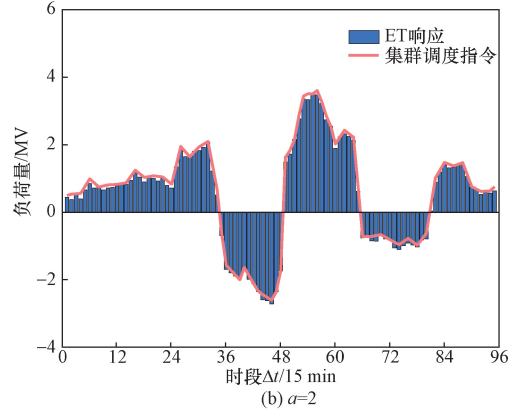


图8 配电网负荷优化对比图

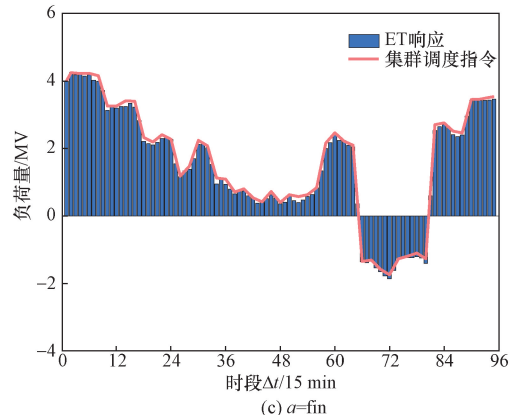
Fig. 8 Diagram of distribution network load optimization



(a) $a=1$



(b) $a=2$



(c) $a=\text{fin}$

图9 3类ET集群的指令与响应图

Fig. 9 Command and response diagrams of 3 types ET cluster

由图9可以看出,在所提出的基于ET响应特性的分群调度策略下,各集群实际的充放电功率与电网下达的功率指令基本吻合。有效避免了因集群划分不合理导致单个集群内ET数量过少,难以完成电网对集群下达的调度指令的情况。

为了验证Kriging模型优化算法的求解效果,将其与自适应粒子群算法以及遗传算法进行对比,对下层模型ET平均经济损耗进行计算,对比结果如图10所示。

从图10中可以看出,Kriging模型优化算法在28次迭代已经收敛,自适应粒子群算法迭代57次收敛,遗传算法迭代72次收敛,证明Kriging模型优化算法的收敛速度优于其他算法;从最优值来看,Kriging模型优化算法求出的ET平均成本损耗为224.8元,自适应粒子群算法的损耗为241.6元,而遗传算法为231.5元,最优解也优于其他算法。

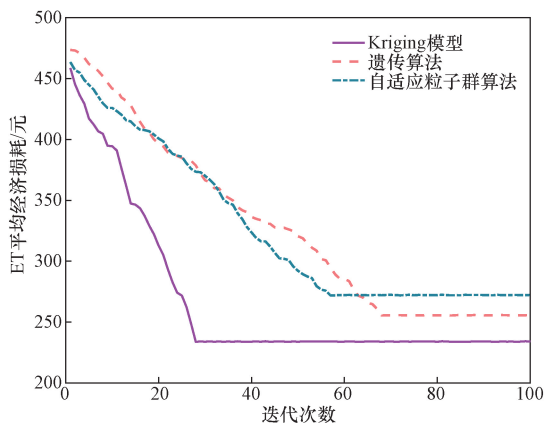


图10 算法收敛对比图

Fig. 10 Comparison of algorithm convergence

6 结论

通过分析ET的响应特性,结合IFCM提出以物流因素为特征的集群划分方法,并考虑柔性时间窗构建双层优化调度模型,通过Kriging模型优化算法求解集群内每辆ET的功率分配,通过仿真进行了验证,研究所取得结论如下。

(1)以物流因素为分群特征结合IFCM的集群划分方法,聚类效果更好,得到的分群结果更接近实际。

(2)基于分群结果,考虑柔性时间窗建立的双层优化模型,可以更好地平抑负荷波动,降低ET实际调度偏差。

(3)利用Kriging优化算法求解大规模的双层优化调度模型,可以在保证准确性的同时,显著提高求解速度。

所建响应模型未考虑电池退化过程,后续可针对此方面加以改进完善。

参考文献

- [1] 彭云,李相达,王文渊,等. 绿色集装箱港口节能减排策略综述[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(4): 28-46.
Peng Yun, Li Xiangda, Wang Wenyuan, et al. Review on energy saving and emission reduction strategies of green container ports [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(4): 28-46.
- [2] 张元星,刁晓虹,李涛永,等. 全球车网互动标准进展研究及相关建议[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(2): 13-24.
Zhang Yuanxing, Diao Xiaohong, Li Taoyong, et al. Research on the progress of global vehicle to grid standards and relevant suggestions [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2023, 21(2): 13-24.
- [3] 宜家贸易服务(中国)有限公司,喜事达物流有限公司. 纯电动重型卡车在物流行业中的应用[J]. 交通节能与环保, 2022, 18(S1): 147-150.
IKEA Trading Services (China) Co., Ltd., Xisda Logistics Co. Application of pure electric heavy-duty trucks in the logistics industry [J]. Transportation Energy Conservation and Environmental Protection, 2022, 18(S1): 147-150.
- [4] 吴宣儒,李萍. 考虑电动汽车及需求侧响应的综合能源系统优化调度[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(9): 3585-3593.
Wu Xuanru, Li Ping. Optimal dispatch of integrated energy system including electric vehicles and electric and heat demand-side response [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(9): 3585-3593.
- [5] 黄伟,叶波. 综合能源系统环境下电动汽车分群优化调度[J]. 电力建设, 2021, 42(4): 27-39.
Huang Wei, Ye Bo. Optimal scheduling of electric vehicle clusters in integrated energy system [J]. Electric Power Construction, 2021, 42(4): 27-39.
- [6] 甘霖,胡帆,杨思渊,等. 面向电动汽车集群实时充放电优化的分群调度机制[J]. 电力建设, 2019, 40(1): 41-48.
Gan Lin, Hu Fan, Yang Siyuan, et al. Group-based interactive scheduling mechanism for real-time charging and discharging optimization of electric vehicle clusters [J]. Electric Power Construction, 2019, 40(1): 41-48.
- [7] 周华嫣然,周羿宏,胡俊杰,等. 人工智能技术支撑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.
- [8] 黄一诺,郭创新,王力成,等. 考虑用户满意度的电动汽车分群调度策略[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 183-191.
Huang Yinu, Guo Chuangxin, Wang Licheng, et al. A cluster-based dispatch strategy for electric vehicles considering user satisfaction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 183-191.
- [9] 朱心月,岳云涛,李炳华,等. 电动汽车有序充放电分群调度策略[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(19): 8023-8030.
Zhu Xinyue, Yue Yuntao, Li Binghua, et al. Ordered charging and discharging group scheduling strategy for electric vehicles [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(19): 8023-8030.
- [10] 陈静鹏,朴龙健,艾芊,等. 基于分布式控制的电动汽车分层优化调度[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(18): 24-31, 47.

- Chen Jingpeng, Pu Longjian, Ai Qian, et al. Hierarchical optimal scheduling for electric vehicles based on distributed control[J]. Automation of Electrical Power Systems, 2016, 40(18): 24-31, 47.
- [11] Salman S, Xin A, Masood A, et al. Overview of storage system and EV aggregation charging behavior in energy market[C]//2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Beijing: IEEE, 2018: 1-4.
- [12] 王睿,高欣,李军良,等.基于聚类分析的电动汽车充电负荷预测方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(16):37-44. Wang Rui, Gao Xin, Li Junliang, et al. Electric vehicle charging demand forecasting method based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 37-44.
- [13] Zhu M C, Wang W Z, Huang I S. Improved initial cluster center selection in K-means clustering[J]. Engineering Computations, 2014, 31(8): 1661-1667.
- [14] Liu X. Bi-level planning method of urban electric vehicle charging station considering multiple demand scenarios and multi-type charging piles[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48: 104012.
- [15] Ghofrani M, Arabali A, Etezadiamoli M, et al. Smart scheduling and cost-benefit analysis of grid-enabled electric vehicles for wind power integration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(5): 2306-2313.
- [16] 苗强,孙强,白书战,等.基于聚类和马尔可夫链的公交车典型行驶工况构建[J].中国公路学报,2016,29(11):161-169. Miao Qiang, Sun Qiang, Bai Shuzhan, et al. Construction of typical driving cycle of bus based on clustering and Markov chain[J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(11): 161-169.
- [17] 宋晓通,吕倩楠,孙艺,等.基于电价引导的电动汽车与综合能源系统交互策略[J].高电压技术,2021,47(10):3744-3756. Song Xiaotong, Lü Qiannan, Sun Yi, et al. Interactive strategy of electric vehicles and integrated energy system based on electricity price guidance[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3744-3756.
- [18] Yang J, He L, Fu S. An improved PSO based charging strategy of electric vehicles in electrical distribution grid[J]. Applied Energy, 2014, 128: 82-92.
- [19] 陈奎,马子龙,周思宇,等.电动汽车两阶段多目标有序充电策略研究[J].电力系统保护与控制,2020,48(1):65-72. Chen Kui, Ma Zilong, Zhou Siyu, et al. Charging control strategy for electric vehicles based on two-stage multi-target optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 65-72.
- [20] 严俊,严凤.峰谷分时电价背景下的居民电动汽车有序充放电策略[J].电力系统保护与控制,2018,46(15):127-134. Yan Jun, Yan Feng. An orderly charging and discharging strategy for residential electric vehicles based on peak-valley electricity tariffs[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 127-134.
- [21] 张良,孙成龙,蔡国伟,等.基于PSO算法的电动汽车有序充放电两阶段优化策略[J].中国电机工程学报,2022,42(5):1837-1852. Zhang Liang, Sun Chenglong, Cai Guowei, et al. Two-stage optimization strategy of orderly charge and discharge for electric vehicles based on PSO algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1837-1852.
- [22] 陈静鹏,艾芊,肖斐.基于集群响应的规模化电动汽车充电优化调度[J].电力系统自动化,2016,40(22):43-48. Chen Jingpeng, Ai Qian, Xiao Fei. Optimal charging scheduling for massive electric vehicles based on cluster response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(22): 43-48.
- [23] 肖丽,谢尧平,胡华锋,等.基于V2G的电动汽车充放电双层优化调度策略[J].高压电器,2022,58(5):164-171. Xiao Li, Xie Yaoping, Hu Huafeng, et al. Two-level optimization scheduling strategy for EV's charging and discharging based on V2G[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(5): 164-171.
- [24] 李毅然,李杰,付振毅.电动汽车V2G技术参与电网调峰的研究[J].科学技术创新,2018(17):14-16. Li Yiran, Li Jie, Fu Zhenyi. Electric vehicle V2G technology participates in the study of power grid peak regulation[J]. Science and Technology Innovation, 2018(17): 14-16.
- [25] Ye P, Li T Y, Sun F, et al. Research on ordered charging strategy of electric vehicle with double layer optimization method[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 645(1): 012019.
- [26] 陈丽娟,秦萌,顾少平,等.计及电池损耗的电动公交车参与V2G的优化调度策略[J].电力系统自动化,2020,44(11):52-60. Chen Lijuan, Qin Meng, Gu Shaoping, et al. Optimal dispatching strategy of electric bus participating in vehicle-to-grid considering battery loss[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(11): 52-60.
- [27] 李昆鹏,孙欣蕊,刘腾博,等.考虑订单可得时间和客户时间窗的电商末端配送路径问题[J].系统管理学报,2021,30(4):717-728. Li Kunpeng, Sun Xinrui, Liu Tengbo, et al. An e-commerce terminal delivery path problem considering order availability time and customer time window[J]. Journal of Systems Management, 2021, 30(4): 717-728.
- [28] 邵赛.纯电动物流车运营特性分析及配送路径优化问题研究[D].北京:北京交通大学,2017. Shao Sai. Operation characteristic analysis and research on optimizing distribution routing problem for electric vehicles[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [29] Yu H, Tseng F, McGee R. Driving pattern identification for EV range estimation[C]//2012 IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC). Greenville: IEEE, 2012: 1-7.
- [30] 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 a load aggregator based on the multi agent Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(2): 30-40.
- [31] Kempton W, Tomi J. Vehicle-to-grid power fundamentals: calculating capacity and net revenue[J]. Journal of Power Sources, 2005, 144(1): 268-279.
- [32] Wang D, Hu Q, Tang J, et al. A Kriging model based optimization of active distribution networks considering loss reduction and voltage profile improvement[J]. Energies, 2017, 10(12): 2162-2180.