

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2022.11.001

基于综合可调度潜力评估的电动汽车优先调度策略

Electric vehicle priority dispatch policy based on comprehensive dispatchable potential assessment model

李昊^{1,2}, 季振亚^{1,2*}, 刘晓峰^{1,2}, 张仕玮^{1,2}, 包宇庆^{1,2}, 王维^{1,2}
LI Hao^{1,2}, JI Zhenya^{1,2*}, LIU Xiaofeng^{1,2}, ZHANG Shiwei^{1,2}, BAO Yuqing^{1,2}, WANG Wei^{1,2}

(1. 南京师范大学 电气与自动化工程学院, 南京 210023; 2. 江苏省气电互联综合能源工程实验室, 南京 210023)
(1. School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China; 2. Engineering Laboratory of Gas-Electricity Integrated Energy of Jiangsu Province, Nanjing 210023, China)

摘要: 在实现“双碳”目标的过程中, 电动汽车的规模不断增大, 其充放电对电网运行产生显著影响。考虑当前对单一电动汽车调度造成的控制指令下发数量较大的问题, 分别从电动汽车侧与配电网侧2个角度, 提出可调度能力评估指数与效益评估指数。构建电动汽车综合可调度潜力评估模型, 对电动汽车群体划分优先调度区并下发指令, 减少调度电动汽车的次数。为缓解电动汽车区域流动性给模型求解带来的困难, 使用了一种以W-GAN以及k-means聚类算法为基础的电动汽车分类方法。以3个削峰填谷算例为基础, 分析了4个电动汽车群体的可调度潜力与调度效果。仿真结果表明, 所提出的可调度能力评估指数、调度效益评估指数具有一定的合理性, 且运用综合可调度潜力评估模型划分优先调度区可在较少调度电动汽车的情况下完成较好的削峰填谷效果。

关键词: 电动汽车; 潜力评估; 削峰填谷; 可调度能力; 电动汽车与电网互动; “双碳”目标; 需求响应

中图分类号: TM 73; TK 01 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0706(2022)11-0001-11

Abstract: The number of electric vehicles is mounting in the process of achieving "dual carbon" target. And their charging and discharging behaviours significantly impact the operation of power grid. In response to the numerous control instructions given to schedule every single electric vehicle (EV), considering from EV side and distribution network side, a dispatchable capacity assessment index and a benefit assessment index are proposed. And a comprehensive dispatchable potential assessment model for EVs is established. Then, EVs can be divided into different groups and those in dispatch priority zones will be given schedule instructions preferentially. To alleviate the difficulty brought by EV mobility between regions to the model solving, an EV grouping method based on W-GAN and k-means clustering algorithm is used. Based on three peak load regulation cases, the dispatchable potential and dispatch performance of four EV groups are analysed. The simulation results show that the dispatchable capacity assessment index and the dispatching benefit assessment index of the proposed method are reasonable. Giving scheduling priority to the divided EV dispatch priority zones selected by the integrated dispatchable potential assessment model can accomplish peak load regulation with less dispatching times.

Keywords: electric vehicle; potential statement; peak load regulation; dispatchable capacity; vehicle to grid; "dual carbon" target; demand response

0 引言

党的十九届五中全会首次将碳达峰和碳中和目标纳入“十四五”规划建议。在近年来全球节能减排的大趋势下, 电动汽车(EV)作为以电力为能源

的新一代绿色交通工具迅速发展。大规模EV的充电负荷成为电网运行中不可忽视的影响因素^[1]。研究表明, 有序充电可为运营商及用户带来丰厚的经济效益^[2-4]。而随着EV规模扩大, 参与调度的EV数量增多, 电网对单个EV分别下发控制指令所伴随的计算与传输量增大^[5-6]。如何在保证电网侧需求响应的情况下, 减少对EV的调度次数、提高调度效率、节约调度成本, 对电网有着重要的意义。

为提高 EV 调度效率、减少调度成本,文献[7]定义了“电动汽车与电网互动(V2G)可用容量”的概念,基于 EV 的电池充、放电状况与行为概率模型,对各集群 V2G 可用容量进行了实时评估。文献[8]提出了“可调度能力”概念,从用户侧角度考虑了 EV 自身电池损耗、可放电能力以及用户信用度,构建 EV 可调度能力评估体系,并提出 EV 日内优先调度策略模型。以上 2 种评估均对 EV 调度具有较好的效果,但评估方法仅对汽车或用户本身的特征进行分析,并未考虑电网侧需求,在不同特征的基础负荷中适用性略显不足。

目前,多种调度模型以各 EV 充电行为概率分布信息已知且完备为前提,简化模型求解,忽视了 EV 区域之间的流动性与随机性^[9-10]。文献[11-14]通过数据驱动的方式考虑变量的随机性:文献[12]在综合能源领域使用场景生成与削减技术,对多种随机输入变量进行合理利用,减少用能成本;文献[13]使用原始生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)技术,在保留 EV 流动特性的情况下,对不全面 EV 负荷数据进行修补,提高 EV 负荷预测上的精度;文献[14]验证了对单个 EV 调度将造成计算时间的剧增,并使用 k -means 二次聚类方法构建 EV 调度模型,证明以 EV 群体为调度单位可以减少调度时间。

在以上研究的基础上,本文从用户侧及电网侧 2 个角度出发,对不同群体的可调度能力与调度效益进行评估,构建综合可调度潜力评估模型,并根据评估结果划分优先调度区、下发调度指令。考虑区域内 EV 流动性,使用基于 W-GAN(Wasserstein-GAN)与 k -means 聚类算法的 EV 群体分类方法,在保留 EV 流动性的同时,提高大规模电动汽车接入时的模型求解速度。最后,通过削峰填谷算例验证所建评估模型划分的调度优先区域对减少 EV 调度数量的有效性。

1 基于 EV 综合可调度潜力评估的优先调度方法框架

综合可调度潜力评估模型由可调度能力与调度效益 2 部分构成,分别对应电动汽车侧与电网侧角度的评估,并通过熵权法确定其权重。根据评估结果对 EV 群体划分优先调度区域。

从用户侧出发,电动汽车充电的能力与其自身属性以及充电需求有关,需求的紧急程度主要分为目的地充电需求以及紧急充电需求^[15]。目的地需求下的 EV 停放时间较长,其可接受调度能力大小与 EV 自身入/离网电池荷电状态(SOC)、电池容量

等能量特征有关;在紧急需求下,EV 停留时间有限,可接受调度能力受停留时间约束较大。

从配电网角度出发,其在负荷峰谷处对 EV 的放电及充电需求较大,因此可定义 EV 的调度效益评估指数,通过判断 EV 在网时段对应的负荷水平,确定此时对电网进行调度的效益。

在模型求解过程中,若对每辆 EV 均进行综合可调度潜力评估,则大规模 EV 的接入需要高维度计算求解模型^[16],使得调度策略求解困难。考虑到 GAN 技术处理流动性数据的优势^[13,17]以及聚类算法对于减少计算时间的优势^[14],本文提出一种基于 W-GAN 算法与 k -means 聚类算法的 EV 群体分类方法,基于 EV 流动行为上的相似性进行群体划分,从而将对单辆电动汽车的评估转换为对具有相同出行规律群体的综合可调度潜力评估,从而减少计算量。

2 EV 可调度潜力评估模型

2.1 可调度能力评估

在满足 EV 自身需求的基础上,其与电网可互动电量即为停留时间内除去自身需求的可充入电量^[7]。则各 EV 群体可调度能力评估指数可定义为

$$f_{a,d} = n_d \left[\max(E_{C,d}, E_{need,d}) - E_{need,d} \right], \quad (1)$$

式中: n_d 为群体 d 中电动汽车的数量; $E_{C,d}$ 为群体 d 平均停留时间内的可充入电量; $E_{need,d}$ 为群体 d 平均需求电量。

$$E_{C,d} = P_{C,d} (1 + \varepsilon_d) (T_{D,d} - T_{A,d}) \eta, \quad (2)$$

$$E_{need,d} = (S_{OC,E,d} - S_{OC,0,d}) E_{n,d} \eta, \quad (3)$$

式中: $P_{C,d}$ 为平均充电功率; η 为充/放电效率; $T_{A,d}$, $T_{D,d}$ 分别为群体 d 内 EV 聚合中心的入网时间和离网时间; $S_{OC,0,d}$ 为群体 d 内 EV 入网时动力电池的平均荷电状态; $S_{OC,E,d}$ 为群体 d 内 EV 用户离网时平均期望荷电状态; $E_{n,d}$ 为 d 内 EV 平均电池容量; ε_d 为协商系数,调度中心或聚合商可与 EV 用户进行不同程度的协商,从而延长一定时间的停留时间。

当 $f_{a,d} > 0$ 时,表示群体 d 内的 EV 可调度, $f_{a,d}$ 越大,其可接受调度能力越强;当 $f_{a,d} \leq 0$ 时,表示该群体内 EV 不宜接受调度,且 $f_{a,d}$ 越小,表明该群体内 EV 的充电需求越紧急,应优先进行补电。

2.2 调度效益评估

群体 d 下 EV 标准化的调度效益指数定义为

$$f_{e,d} = 2 \left| \frac{P_{\text{park},d} - \min_{t \in T} P_{\text{base},t}}{\max_{t \in T} P_{\text{base},t} - \min_{t \in T} P_{\text{base},t}} - \frac{1}{2} \right|, \quad (4)$$

$$P_{\text{park},d} = \frac{\sum_{T_{A,d} \leq t \leq T_{D,d}} P_{\text{base},t}}{(T_{D,d} - T_{A,d})}, \quad (5)$$

式中: T 为最小调度周期; t 为当前时间; $P_{\text{base},t}$ 为 t 时刻的基本负荷; $P_{\text{park},d}$ 为群体 d 停留时间内的基础负荷平均值。 $f_{e,d}$ 越大, 表明 EV 充电时越接近基础负荷的极端值, 其调度效益也越高。

2.3 综合可调度潜力评估模型

综合潜力评估模型由可调度能力评估与调度效益评估 2 部分综合而成。在一般的多参数评估模型中, 为防止不同量纲参数对评价结果造成的影响程度不同, 需对参数去除量纲。

对可调度能力评估指数 $f_{a,d}$ 做无量纲化处理, 得到

$$f'_{a,d} = \frac{f_{a,d} - f_a^*}{f_a^{**} - f_a^*}, \quad (6)$$

式中: f_a^{**} 为所有场景下 $f_{a,d}$ 的最大值; f_a^* 为所有场景下 $f_{a,d}$ 的最小值, 同时 $f'_{a,d} \in [0, 1]$ 。同理, $f_{e,d}$ 对应的无量纲指数 $f'_{e,d}$ 可参照式(6)求出。

在对 EV 可调度潜力进行综合评估时, 需要将可调度能力评估指数与可调度效益评估指数相结合。为了客观确定 2 种指标参与潜力评价时的权重值, 引入熵权法进行权值计算。

可调度能力指标的熵值为 $e_{a,d}$,

$$\begin{cases} e_{a,d} = -\frac{1}{\ln k} \sum_{i=1}^k p_{a,d} \ln(p_{a,d}) \\ p_{a,d} = \frac{f'_{a,d}}{\sum_{i=1}^k f'_{a,d}} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: k 为电动汽车群体的数量; $p_{a,d}$ 为群体 d 的指标 $f'_{a,d}$ 的评价值。

同理, 可调度效益指标的熵值为 $e_{e,d}$, 其评价值为 $p_{e,d}$ 。因此, 该区域中指标 $f'_{a,d}$ 与 $f'_{e,d}$ 的熵权分别为

$$w_a = \frac{1 - e_{a,d}}{2 - e_{a,d} - e_{e,d}}, \quad (8)$$

$$w_e = \frac{1 - e_{e,d}}{2 - e_{a,d} - e_{e,d}}. \quad (9)$$

最终得到群体 d 内 EV 的综合可调度潜力评估指数

$$F_d = w_a f'_{a,d} + w_e f'_{e,d}. \quad (10)$$

F_d 越高, 则代表该群体中此 EV 参与调度时, 用户侧与电网侧的综合效益越高。

2.4 综合可调度潜力评估阈值确定

为提供更直观的调度参考, 应设置一定的参考阈值, 传统的阈值设定往往采用单一阈值线的方式。但考虑到随着聚合数目的增长, EV 群体内成员

的充电行为特征将呈现更多的不确定性, 若设置某一阈值线, 可能面临部分群体的综合可调度潜力评估值经常在阈值线两侧徘徊, 这样的调度不确定性可能会给 EV 用户造成困扰。

因此本文采用三级阈值的方式, 设置优先调度区、备用调度区以及不宜调度区。基于标准化方法的可调度阈值指数 $Q_d \in [0, 1]$,

$$Q_d = \frac{F_d - \min F_d}{\max F_d - \min F_d}. \quad (11)$$

所有场景中 F_d 最大的 EV 群体可调度阈值指数为 1, 可进行最优先调度; F_d 最小的 EV 群体可调度阈值指数为 0, 表明其最不宜参与调度。通过标准化的 Q_d , 保证至少存在 1 组 EV 群体处于可调度状态。

在剩余可调度电动汽车群体中, 根据实际配电网需求紧急情况, 设置备用区可调度阈值线

$$\begin{cases} \zeta_0 \leq \zeta_1 \\ \zeta_0, \zeta_1 \in (0, 1) \end{cases}, \quad (12)$$

式中: ζ_1, ζ_0 为备用调度区可调度阈值的上、下限。当 $\zeta_0 = \zeta_1$ 时, 表明不设置备用可调度区域, 此时可将其作为可调度与不可调度的临界状态, 根据该区域几日内临界状态附近电动汽车群体的跨线变化状态, 灵活制定其备用调度区可调度阈值范围。 $\zeta_1 - \zeta_0$ 越小, 表明临界状态附近电动汽车群体内成员充电行为特征越稳定。

基于电动汽车综合可调度潜力评估的优先调度方法框架如图 1 所示(其中群体 1—4 的综合可调度潜力评估指数为 F_1, F_2, F_3, F_4)。

3 考虑可调度潜力评估的 EV 削峰填谷策略

3.1 目标及约束

削峰填谷控制目标实质是令负荷曲线尽量平滑^[7]。传统的削峰填谷策略通常采用最小化负荷曲线方差的方式^[18], 但该非线性化目标函数难以采用分段线性化方法求解, 在某些约束条件的限制下难以收敛。因此, 本文采用负荷参考曲线法^[19]进行削峰填谷优化调度, 即使总负荷贴近目标负荷曲线的过程, 其目标函数为

$$\min \sum_{t \in T} [P_b(t) + P_{EV}(t) - P_{ref}(t)]^2, \quad (13)$$

式中: $P_b(t)$ 为 t 时刻基础负荷; $P_{EV}(t)$ 为 t 时刻电动汽车充放电负荷; $P_{ref}(t)$ 为 t 时刻削峰填谷目标。

相关的约束条件见式(14)—(15)。

放电功率约束为

$$P_{\text{disCmax}} \leq P_{\text{disC},d} \leq 0 \leq P_{C,d} \leq P_{C\text{max}}, \quad (14)$$

充电过程中的 SOC 约束为

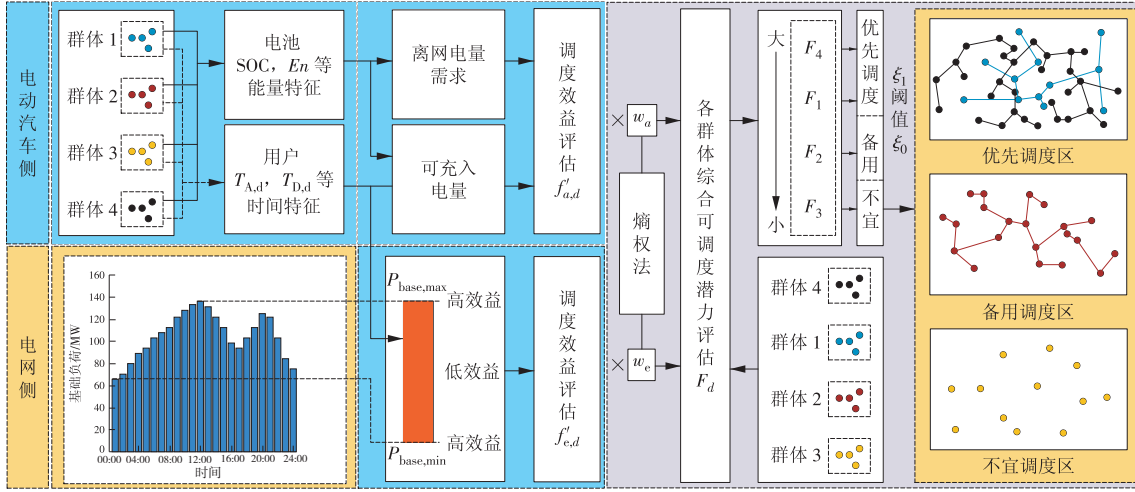


图1 基于电动汽车综合可调度潜力评估的优先调度方法框架

Fig. 1 Framework of the priority scheduling method based on comprehensive dispatchable potential assessment for EVs

$$S_{OC, low} \leq S_{OC, d}(t) \leq 1, \quad (15)$$

式中: $P_{disC, d}$ 为 d 内电动汽车平均放电功率; P_{Cmax} 与 $P_{disCmax}$ 分别为电动汽车最大充、放电功率限制, 充电为正, 放电为负; $S_{OC, d}(t)$ 为任意时刻群体 d 中 EV 荷电状态; $S_{OC, low}$ 为对 EV 调度的最低荷电水平。

3.2 削峰填谷调度策略

以某基础负荷达到峰值的时段为例, 该峰时段电动汽车总的放电需求电量为

$$E_{dneed}(t) = \int_t^{t_{in}} P_{dneed}(t) dt = \int_t^{t_{in}} [P_b(t) - P_{ref}(t)] dt, \quad (16)$$

式中: $P_{dneed}(t)$ 为 t 时刻的放电负荷需求, 时间 $t \in [t_{out}, t_{in}]$, t_{out} , t_{in} 分别为基础负荷开始超出和进入目标负荷区域的时间。

此时, 恒功率放电下, 该时间段群体 d 中所有 EV 所能完成的放电量为

$$E_{disC, d} = n_d [S_{OC, 0, d} - S_{OC, low}] E_{n, d}, \quad (17)$$

式中: n_d 为 d 中 EV 的数量。

则处于优先调度区、备用调度区的 EV 能完成的放电量为

$$E_{disC, pr} = \sum_{Q_d \in [\xi_1, 1]} E_{disC, d}, \quad (18)$$

$$E_{disC, res} = \sum_{Q_d \in [\xi_0, \xi_1]} E_{disC, d}. \quad (19)$$

根据所需求的 $E_{dneed}(t_{out})$ 与各区能完成的放电电量进行削峰填谷策略安排。各电动汽车群体电动汽车放电功率 $P_{disC, d}$ 可表示为^[16]

$$\begin{cases} \Delta E_{peak}(t) = \int_t^{t+\Delta t} E_{dneed}(t) dt \\ P_{disC, d} = -\frac{\Delta E_{peak}(t)}{n_d \times E_{disC, total}} E_{disC, d} \end{cases}, \quad (20)$$

式中: $E_{disC, total}$ 为总可放电容量, 根据可调度潜力确定

的区进行分级; Δt 为计算的最小时间间隔; $\Delta E_{peak}(t)$ 为 t 时刻开始 Δt 内需要完成的削峰电量。

(1) 若 $E_{dneed}(t_{out}) \leq E_{disC, pr}$, 仅需要优先调度区的 EV 即可完成削峰任务, 则其总可放电容量定义为

$$E_{disC, total} = E_{disC, pr}, \quad (21)$$

且 $Q_d \in [\xi_1, 1]$ 。

(2) 若 $E_{disC, pr} < E_{dneed}(t_{out}) \leq E_{disC, pr} + E_{disC, res}$, 则需要调度备用调度区的 EV 进行辅助削峰填谷, 其总可放电容量定义为

$$E_{disC, total} = E_{disC, pr} + E_{disC, res}, \quad (22)$$

且 $Q_d \in [\xi_0, 1]$ 。

(3) 若 $E_{disC, pr} + E_{disC, res} < E_{dneed}(t_{out})$, 则需要对不宜调度区的 EV 进行调度。为减小不宜调度区 EV 的调度, 无论该区是否能够完成削峰任务, 都可将削峰总需求分摊给全部 EV, 即

$$E_{disC, total} = E_{dneed}(t_{out}). \quad (23)$$

为保证各 EV 群体中 EV 离网时的 SOC 水平, 对各群体下具体 EV 调度时, 倾向于优先调度 SOC 较大的 EV。

4 基于 W-GAN 与 k -means 算法的 EV 群体分类方法

传统的 EV 群体分类方法基于区域概率模型。考虑到 EV 区域之间的流动性与随机性, 本文采用了基于 W-GAN 与 k -means 算法的 EV 群体分类方法, GAN 技术强化其原始数据的行为特征, 并根据行为特征使用 k -means 算法进行群体划分, 如图 2 所示。图中不同颜色圆点表示具有不同行为特征的电动汽车, 其上箭头表示 EV 的流动, 连线表示找到具有相同行为特征的 EV 的联系。

GAN 通过生成器与判别器博弈, 学习输入数据的特征从而产生具有与输入数据相同特征分布的

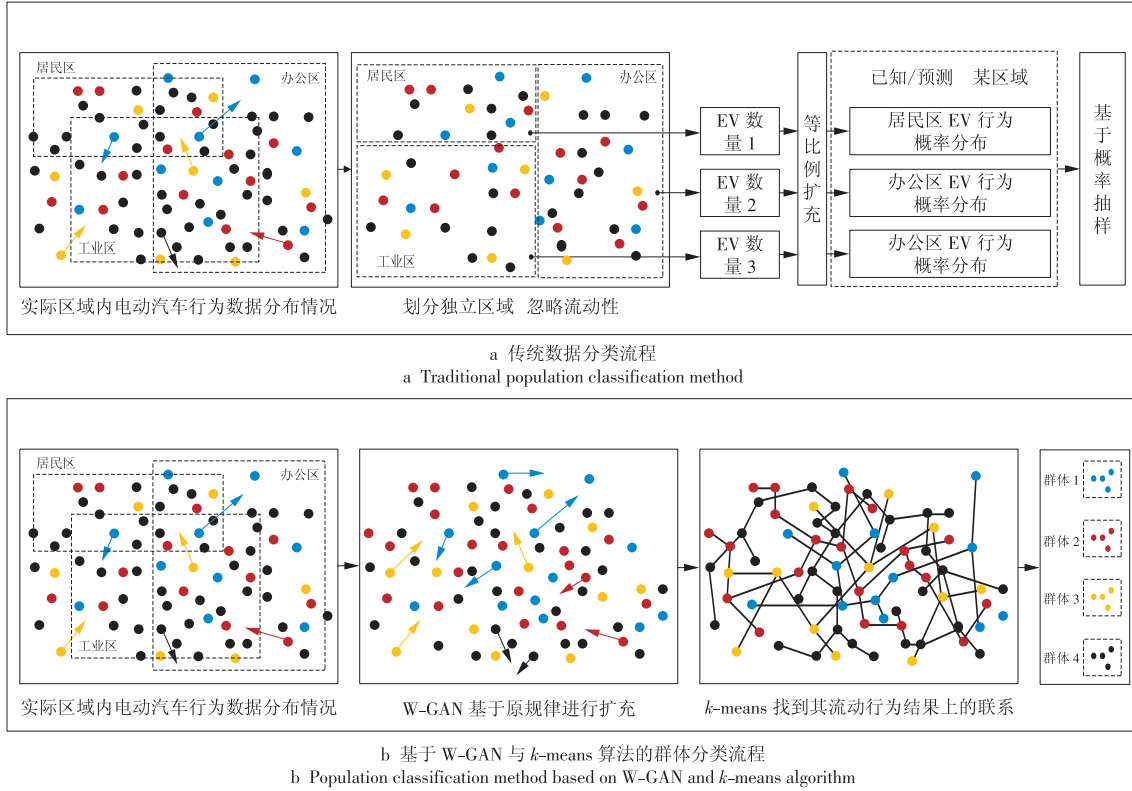


图 2 2 种算法下的 EV 行为数据群体分类方法流程对比

Fig. 2 Comparison between two population classification methods for EV behavior data

数据。

生成器损失函数 $L_{z \sim p_z} = E_{z \sim p_z} \lg(1 - D(G(z)))$ 。判别器给生成器的评分越高,则生成器性能越高,则 $L_{z \sim p_z}$ 越小,生成的伪数据分布更符合真实分布。

原始 GAN 生成器的目标函数为

$$V(G) = \min E_{z \sim p_z} \lg(1 - D(G(z))), \quad (24)$$

判别器网络的目标函数为

$$V(D) = \max E_{x \sim p_x} \lg D(x) - E_{z \sim p_z} D(G(z)), \quad (25)$$

式中: $D(x)$, $G(z)$ 分别为真实数据与伪数据,二者输入维度一致,输出维度为 1,输入/输出维度是介于 0 与 1 之间的张量,输出越接近 1,则表示生成器生成的数据越接近真实数据; $D(G(z))$ 代表判别器给生成器的评分; p_z 为噪声分布; p_x 为真实数据的分布。

综上所述,原始 GAN 的目标函数为

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_x} \lg D(x) + E_{z \sim p_z} \lg(1 - D(G(z))). \quad (26)$$

处理原始 GAN 的目标函数会导致网络存在梯度消失、训练困难等问题^[20],因此,采用 Wasserstein 距离代替原目标函数,得到

$$V(G, D) = \max_{D \in 1 - \text{Lipschitz}} \{ E_{x \sim p_x} [D(x)] - E_{z \sim p_z} [D(G(z))] \}, \quad (27)$$

Lipschitz 约束为函数 $f(x)$ 在任意两点之间的连线斜率小于等于 K ,即

$$\|f(x_1) - f(x_2)\| \leq K \|x_1 - x_2\|. \quad (28)$$

为了进一步提高神经网络的学习能力,以卷积神经网络代替原有的全连接神经网络,最终形成改进的网络 W-GAN。

k -means 聚类算法通过计算各元素与随机选取的聚类中心的之间的“距离”,将元素划分到 k 个聚类中,聚类效果与数据精确程度以及聚类个数 k 的选取有关^[21]。

为获得更好的聚类效果,本文一方面通过 W-GAN 算法强化数据特征,削弱干扰数据对数据集中的影响;另一方面通过基于畸变程度分析的手肘法 (Elbow Method) 缩小 k 值选取范围^[22],并通过引入轮廓系数 (Silhouette Coefficient)^[23] 确定合适的 k 值。结合 W-GAN, Elbow Method 与 Silhouette Coefficient 的 k -means 聚类过程如图 3 所示。

轮廓系数

$$S = \sum_{i \in N} s(i) / N = \sum_{i \in N} \frac{b(i) - a(i)}{\max[a(i), b(i)]} / N, \quad (29)$$

式中: N 为总样本数; $s(i)$ 为样本 i 的轮廓系数, $s(i) \in [-1, 1]$; $a(i)$ 为样本 i 到同簇其他样本欧式距离的平均值; $b(i)$ 为样本 i 到其他簇所有样本欧氏距离的最小值。 $s(i)$ 越接近 1,则表示样本 i 越靠近所在簇的

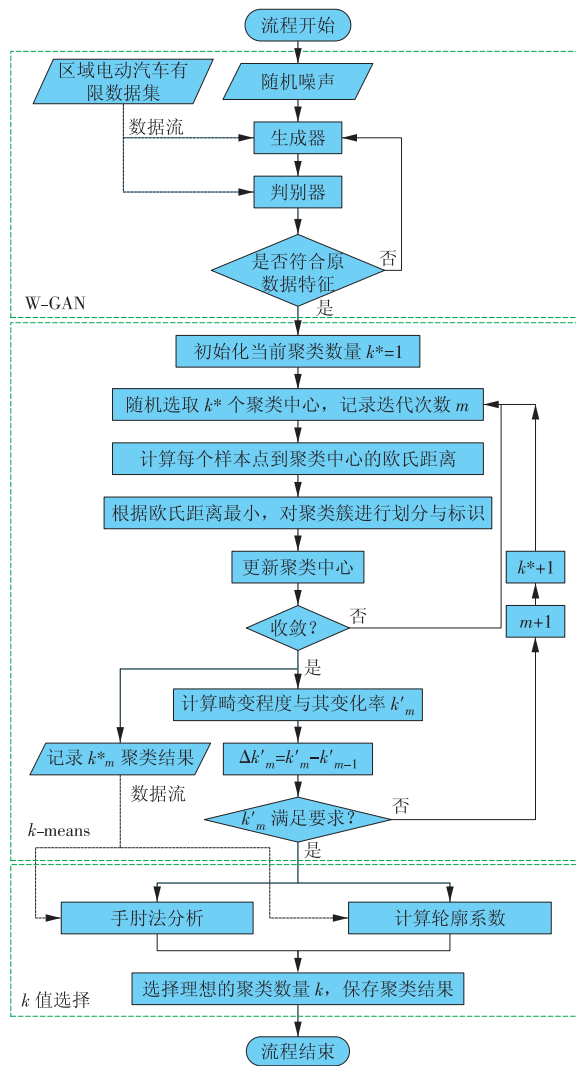


图3 电动汽车群体聚类算法流程

Fig. 3 Electric vehicle population clustering algorithm flow

聚类中心,对 i 的聚类越合理; $s(i)$ 越接近-1,则表示样本 i 越靠近其他簇的聚类中心; $s(i)=0$,表示其位于两簇的交接处,可被分到任意一个簇中。式(29)表明,聚类结果的轮廓系数 $S \in [-1, 1]$ 为每个样本轮廓系数的均值,可度量聚类结果的合理性。

5 算例分析

5.1 参数设置

以某区域典型日负荷为例,对零散EV充电行为数据(如图4所示)^[24-25]进行处理,提取本文所需参数,并通过W-GAN数据增强算法扩充为贴近原始分布的1万辆电动汽车充电行为数据。

根据QC/T 841—2010《电动汽车传导式充电接口》中的常规充电要求计算^[26],设定该区域EV充放电功率为恒定7 kW,充放电效率为90%。

算例设定调度策略规划的 $S_{OC,E}$ 为0.8, $S_{OC,low}$ 为0.2,仿真周期为24 h,单位时间间隔为1 h。本文在CPU AMD R7 5800H,16 GB内存的计算机上完成仿真。

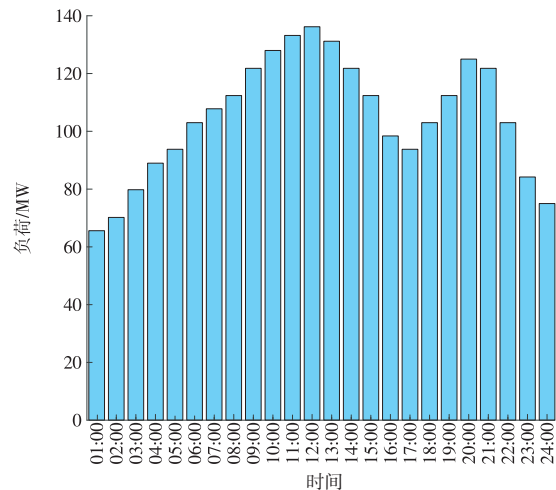


图4 某区域典型日负荷分布

Fig. 4 Typical daily load distribution for an area

5.2 仿真结果

5.2.1 电动汽车群体分类结果

采用W-GAN对原始数据进行扩充,得到1万辆电动汽车充电行为数据,其中电动汽车入/离网时间分布如图5所示。

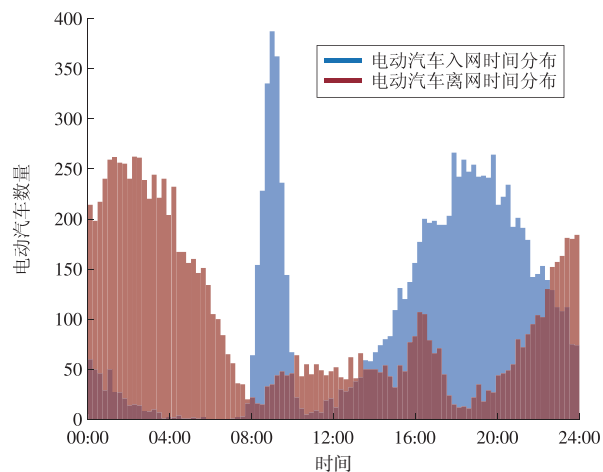


图5 基于W-GAN的区域电动汽车入离网时间分布

Fig. 5 Distribution of on-grid and off-grid time of electric vehicles by W-GAN

采用Elbow Method与Silhouette Coefficient综合评估,通过基于 k -means聚类算法二次聚合,根据其充电行为参数分布特征将EV分为4个群体,其聚合效果如图6所示。

从图6的稳定结果上看,EV的充电行为数据具有一定的聚集特征,可将其划分入不同的EV群体中。

5.2.2 算例1仿真结果

算例1对可调度能力与调度效益2部分进行了综合可调度潜力评估。不同群体EV可用于削峰及填谷的负荷如图7所示。

图7显示,不同EV群体下的汽车在不同时间段

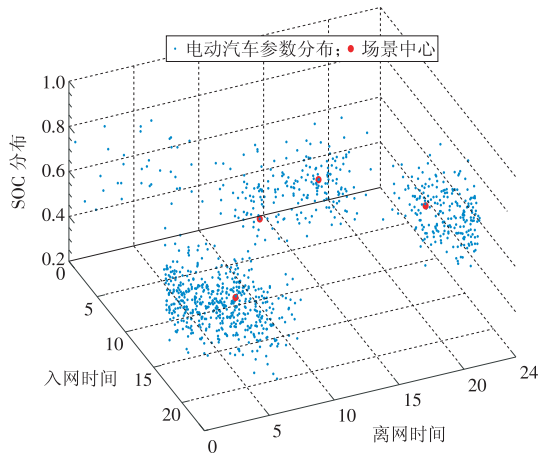


图 6 电动汽车充电行为参数聚类(截图)

Fig. 6 Clustering of charging behavior parameters of EVs (screenshot)

具有不同的削峰或填谷能力,处于群体1与群体2的EV可用于削峰的容量仅在3 MW左右,与电网互动能力较差,即可调度能力较差;而群体3与群体4的EV可调度容量较群体1与群体2均有所提升,说明群体3与群体4参与调度后与电网的互动能力较高。

将上述群体分别运用于削峰填谷,实际效果如

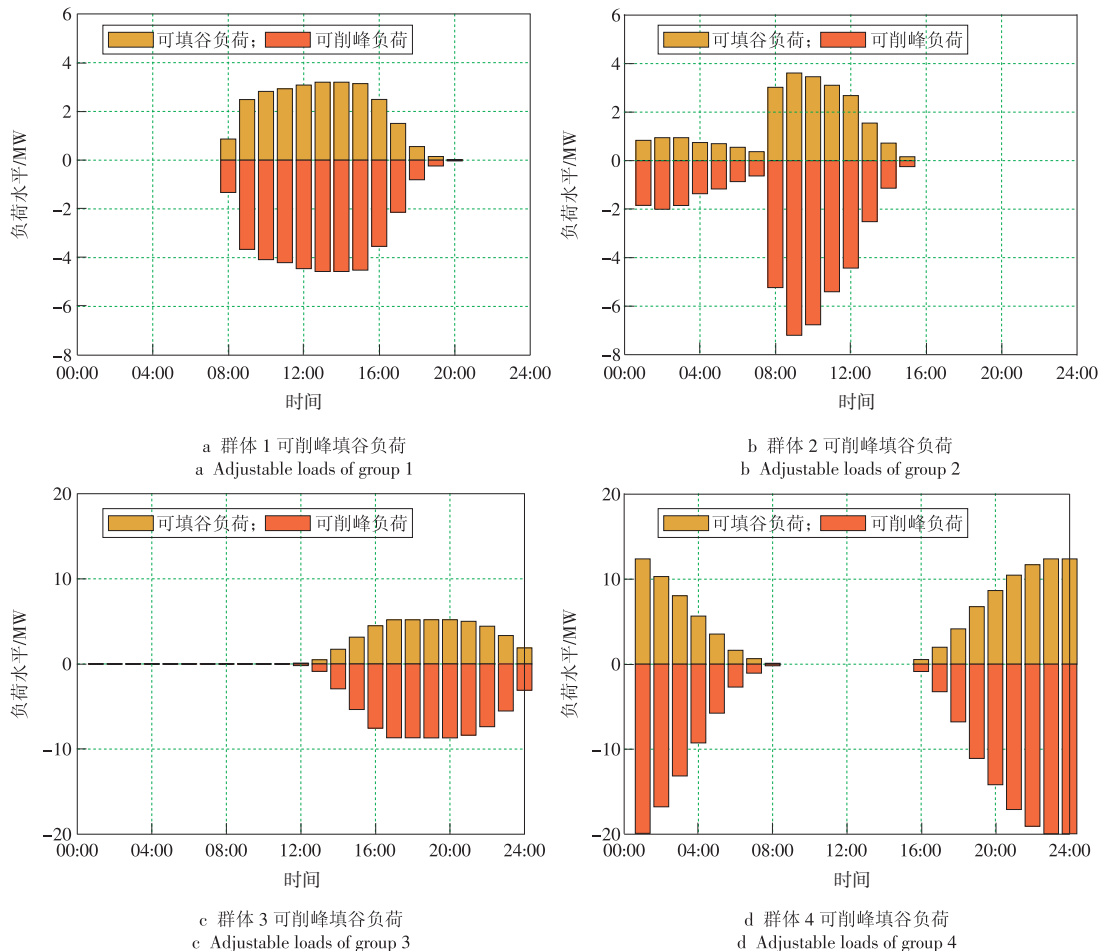


图 7 不同电动汽车群体削峰填谷能力

Fig. 7 Peak-load regulation capacity of different EV groups

图8所示。

结合图7—8可见,虽然群体1相较于群体3可调度容量较小,但由于处于群体1的EV停留时间范围更贴近负荷的峰值,因此利用群体1的EV进行削峰填谷调度后,剩余负荷需求的标准差仅为18.5304(基础负荷标准差为20.5322),小于群体3的19.1894,削峰填谷效果更好。而群体4电动汽车不但具有较高可调度容量,停留时间段又处于负荷波动较大位置,因此削峰填谷效果最好,调度后的负荷标准差为12.9075。算例结果验证了通过可调度能力与调度效益2部分建立综合可调度潜力评估模型的合理性。

5.2.3 算例2仿真结果

算例2对本文所提出的综合可调度潜力评估模型评估结果进行分析验证。运用所提综合评估模型,对不同群体根据其削峰填谷能力以及其与基础负荷峰谷之间的距离关系进行综合评估,各评估指标见表1。

结合图7的各电动汽车群体实际削峰填谷能力以及表1的评估结果进行分析。该区域的4个群体中,群体4可调度容量最高,群体3,1,2可调度容量

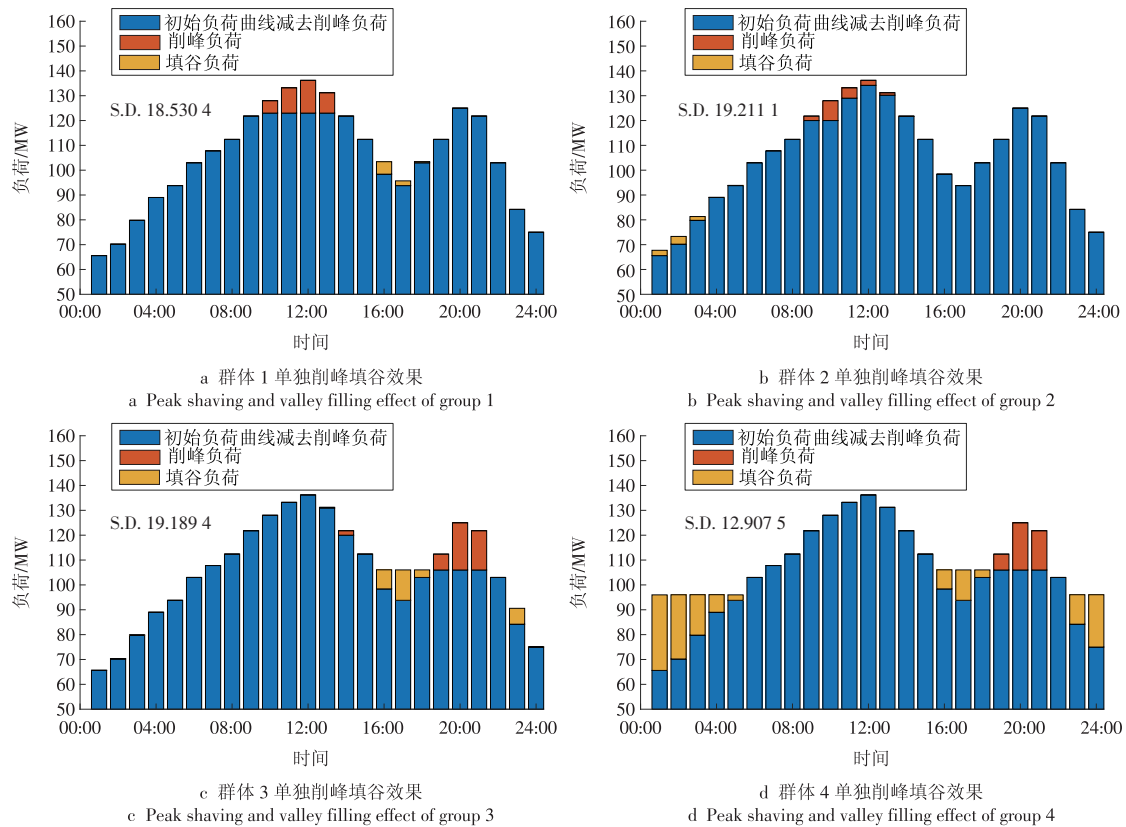


图 8 不同电动汽车群体单独削峰填谷效果

Fig. 8 Peak-shaving effect of different EV groups individually

表 1 不同电动汽车群体综合可调度潜力评估

Table 1 Evaluation table of the comprehensive accessibility potential of different scenarios

群体	n_d	$f'_{a,d}$	$f'_{e,d}$	F_d	Q_d	w_a	w_e
1	1 460	0.107	1.000	0.564	0.653		
2	1 250	0	0	0	0	0.448	0.511
3	2 100	0.232	0.269	0.251	0.291		
4	5 190	1.000	0.733	0.864	1.000		

依次递减,指标 $f'_{a,d}$ 评估结果与实际情况相符。

指标 $f'_{e,d}$ 对应各群体EV停留时间范围与基础负荷峰谷之间距离的综合评估。图7显示群体1中电动汽车在09:00—14:00停留,与10:00—13:00的基础负荷峰值对应较好,同时表1中群体1的指标 $f'_{e,d}$ 最高,表明对其调度效益最高;群体3和4中EV停留时间内均包含基础负荷中不同时长的峰值或谷值,其指标 $f'_{e,d}$ 也较高;而群体2的EV停留时间段处于基础负荷上升的中间阶段,对其进行调度效益较低,效益评估对应也最低。其对应关系表明,指标 $f'_{e,d}$ 评估结果与实际情况相符。

根据 $f'_{a,d}$ 与 $f'_{e,d}$ 的无序程度使用熵权法确定其权值,计算得到各群体综合可调度潜力评估指数 F_d , F_d 越大表明对该群体EV进行调度后削峰填谷效果相对越好,应进行优先调度。将表1中各群体评估结果与图8各群体实际削峰填谷后的标准差比

较,所得调度顺序对应相符。

5.2.4 算例3仿真结果

算例3对采用划分优先调度区与传统集中式调度的EV进行调度效果对比,如图9所示。

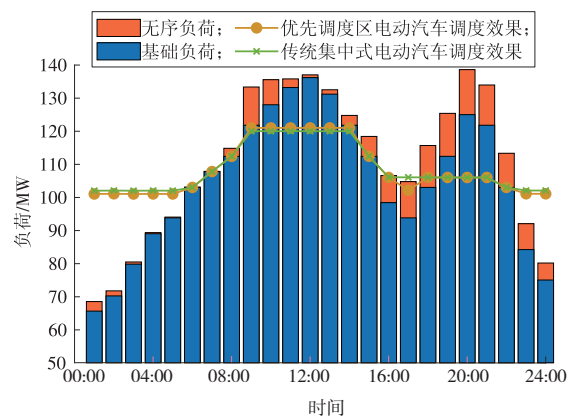


图 9 不同电动汽车调度方式下削峰填谷效果

Fig. 9 The effect of peak shaving and valley filling under different electric vehicle dispatching methods

根据表1评估结果,基于 F_d 的归一化指标 Q_d 选择群体1与群体4为优先调度区,群体3为备用调度区,群体2为不宜调度区。将优先调度区的电动汽车用于削峰填谷,并与传统集中式调度效果进行对比,如图9所示。对优先调度区的电动汽车下发调度指令,即可使最终负荷曲线贴近传统集中式调度

下的理论最优调度曲线。

从标准差角度,仅对优先调度区电动汽车下发调度指令,即可将总负荷的标准差由最初的 20.532 2 降低到 8.049 0,即用 66.5% 的电动汽车即可完成传统集中式调度效果的 94.1%,但相较于传统的集中式调度,减少了 33.5% 的电动汽车调度数量。

可见对优先调度区电动汽车调度即可用较少的调度量完成较好的调度效果。而加入备用调度区后,调度效果如图 10 所示。

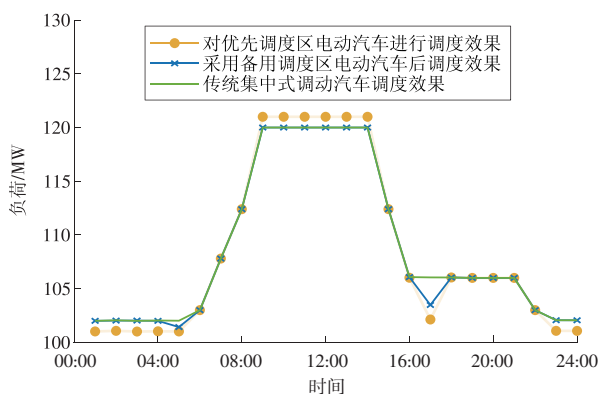


图 10 加入备用调度区电动汽车后削峰填谷效果

Fig. 10 Peak shaving and valley filling effect after adding EV backup dispatch zones

加入备用调度区的电动汽车对削峰填谷的作用效果已经较低,仿真结果表明,对备用调度区内占总 EV 数 21% 的电动汽车进行调度,仅将标准差由 8.049 0 降低到 7.409 5,完成度提升仅为 4.8%,调度价值较低,仅作备用设置。

综上可知,所建综合可调度评估模型具有一定的合理性,且根据评估结果划分优先调度区,可在取得较好调度效果的前提下大大减少电动汽车调度数量。

6 结束语

考虑到当前电动汽车调度中对单个电动汽车调度造成的控制指令下发数量较大的问题,本文首先结合电动汽车侧的调度能力与电网侧的需求紧急程度,提出电动汽车综合可调度潜力评估模型,并根据评估结果筛选具有较高调度价值的电动汽车,划分优先调度区下发调度指令,缓解电网下发的调度指令数量需求。

模型求解过程中考虑电动汽车的流动性以及运算量较大的问题,使用基于 W-GAN 数据增强算法以及 k -means 聚类算法的群体构建方法,在电动汽车跨区域流动情形下,减少评估模型对电动汽车逐次计算的资源占用。

以削峰填谷为算例分析证明,所提评估模型在满足削峰填谷要求的情况下,可减少所需调度的电动汽车数量,提高电动汽车调度效率,为电动汽车调度提供参考与指导。

参考文献:

- [1]JI Z, HUANG X. Plug-in electric vehicle charging infrastructure deployment of China towards 2020: Policies, methodologies, and challenges[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2018, 90: 710-727.
- [2]陈珂, 陈宇扬, 汤卓凡, 等. 具有储能作用的用户侧资源运行特性[J]. 综合智慧能源, 2022, 44(2): 8-14.
CHEN Ke, CHEN Yuyang, TANG Zhuofan, et al. Operation characteristics of user-side resources with energy storage function[J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(2): 8-14.
- [3]FAN Zhong. A distributed demand response algorithm and its application to PHEV charging in smart grids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(3): 1280-1290.
- [4]陈丽丹. 电动汽车广泛接入对电网的影响及其调控策略研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- [5]胡泽春, 邵成成, 何方, 等. 电网与交通网耦合的设施规划与运行优化研究综述及展望[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(12): 3-19.
HU Zechun, SHAO chengcheng, HE Fang, et al. Review and prospect of research on facility planning and optimal operation for coupled power and transportation networks[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(12): 3-19.
- [6]冯仕杰, 刘韬, 潘萨, 等. 基于分层优化的电动汽车有序充电策略[J]. 电气工程学报, 2021, 16(3): 137-144.
FENG Shijie, LIU Tao, PAN Sa, et al. Coordinated charging strategy for electric vehicles based on hierarchical optimization[J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(3): 137-144.
- [7]翁国庆, 张有兵, 戚军, 等. 多类型电动汽车电池集群参与微网储能的 V2G 可用容量评估[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 36-45.
WENG Guoqing, ZHANG Youbing, QI Jun, et al. Evaluation for V2G available capacity of battery groups of electric vehicles as energy storage elements in microgrid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 36-45.
- [8]杨晓东, 任帅杰, 张有兵, 等. 电动汽车可调度能力模型与日内优先调度策略[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(2): 84-93.
YANG Xiaodong, RENG Shuaijie, ZHANG Youbing, et al. Schedulable ability model and priority-based intraday scheduling strategy for electric vehicle[J]. Automation of

- Electric Power Systems, 2017, 41(2): 84-93.
- [9]程杉,赵子凯,陈诺,等.计及耦合因素的电动汽车充电负荷时空分布预测[J].电力工程技术,2022,41(3):194-201,208.
- CHENG Shan, ZHAO Zikai, CHEN Nuo, et al. Prediction of temporal and spatial distribution of electric vehicle charging load considering coupling factors [J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41 (3) : 194-201, 208.
- [10]陈培培,包宇庆,陈刚,等.计及需求响应电量约束的日前调度策略[J].电力工程技术,2018,37(4):9-13.
- CHEN Peipei, BAO Yuqing, CHEN Gang, et al. A day-ahead scheduling strategy considering power constraint of demand response [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018,37(4):9-13.
- [11]江明,许庆强,季振亚.基于时序差分学习的充电站有序充电方法[J].电力工程技术,2021,40(1):181-187.
- JIANG Ming, XU Qingqiang, JI Zhenya, et al. Coordinated charging approach for charging stations based on temporal difference learning [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 181-187.
- [12]季振亚,黄学良,张梓麒,等.基于随机优化的综合能源系统能量管理[J].东南大学学报(自然科学版),2018,48(1):45-53.
- JI Zhenya, HUANG Xueliang, ZHANG Ziqi, et al. Energy management for integrated energy systems based on stochastic optimization[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(1): 45-53.
- [13]赵厚翔,沈晓东,吕林,等.基于GAN的负荷数据修复及其在EV短期负荷预测中的应用[J].电力系统自动化,2021,45(16):143-151.
- ZHAO Houxiang, SHEN Xiaodong, LYU Lin, et al. Load data restoration based on generative adversarial network and its application in short-term load forecasting of electric vehicle [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 143-151.
- [14]张洁,杨春玉,鞠非,等.基于二次聚类的大规模电动汽车有序充电调度策略优化[J].计算机应用,2017,37(10):2978-2982.
- ZHANG Jie, YANG Chunyu, JU Fei, et al. Optimization of ordered charging strategy for large scale electric vehicles based on quadratic clustering [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(10): 2978-2982.
- [15]胡泽春,宋永华,刘辉.电动汽车与电网互动的调控策略[M].北京:科学出版社,2019.
- [16]王剑晓,钟海旺,夏清,等.基于成本-效益分析的温控负荷需求响应模型与方法[J].电力系统自动化,2016,40(5):45-53.
- WANG Jianxiao, ZHONG Haiwang, XIA Qing, et al. Model and method of demand response for thermostatically-controlled loads based on cost-benefit analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40 (5) : 45-53.
- [17]CHEN Y, WANG Y, KIRSCHEN D S, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 33(99): 3265-3275.
- [18]孙广明,陈良亮,王瑞升,等.基于深度强化学习的充光储能电站调度策略[J].电力工程技术,2021,40(5):17-24.
- SUN Guangming, CHEN Mingliang, WANG Ruisheng, et al. A deep reinforcement learning-based scheduling strategy of photovoltaic-storage-charging integrated energy stations [J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40 (5): 17-24.
- [19]ERDOGAN N, ERDEN F, KISACIKOGLU M. A fast and efficient coordinated vehicle-to-grid discharging control scheme for peak shaving in power distribution system [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(3): 555-566.
- [20]WANG Q, ZHOU X, WANG C, et al. WGAN-based synthetic minority over-sampling technique: Improving semantic fine-grained classification for lung nodules in CT images[J]. IEEE Access, 2019, 18450-18463.
- [21]ZHOU S, XU Z, FEI L. Method for determining the optimal number of clusters based on agglomerative hierarchical clustering[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(99): 3007-3017.
- [22]JEON J Y, CHOI J S, BYUN H G. Implementation of elbow method to improve the gases classification performance based on the RBFN-NSG algorithm [J]. Journal of Sensor Science and Technology, 2016, 25(6): 431-434.
- [23]王帅,杜欣慧,姚宏民,等.面向含多种用户类型的负荷曲线聚类研究[J].电网技术,2018,42(10):3401-3412.
- WANG Shuai, DU Xinhui, YAO Hongmin, et al. Research on load curve clustering with multiple user types [J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3401-3412.
- [24]徐智威,胡泽春,宋永华,等.充电站内电动汽车有序充电策略[J].电力系统自动化,2012,36(11):38-43.
- XU Zhiwei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Coordinated charging of plug in electric vehicles in charging stations [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 38-43.
- [25]张永新,闫鹏领,朱国栋.电动汽车充电站站网互动运行优化技术研究与实践[J].综合智慧能源,2022,44(6):45-51.
- ZHANG Yongxin, YAN Pengling, ZHU Guodong. Research and practice on the EV station-to-grid interactive

operation optimization technology[J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(6): 45-51.

- [26] 罗卓伟, 胡泽春, 宋永华, 等. 电动汽车充电负荷计算方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 36-42.
- LUO Zhuowei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Study on plug-in electric vehicles charging load calculating [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35 (14): 36-42.

(本文责编:陆华)

作者简介:

李昊(1998),男,在读硕士研究生,从事电动汽车与电网

互动方面的研究,lihao.stu@foxmail.com;

季振亚*(1988),女,讲师,博士,从事电动汽车与电网互动方面的研究,61214@njnu.edu.cn;

刘晓峰(1991),男,讲师,博士,从事电网需求响应与电力市场方面的研究,liuxiaofeng@njnu.edu.cn;

张仕玮(1997),男,在读硕士研究生,从事电动汽车与电网互动方面的研究,309021129@qq.com;

包宇庆(1987),男,副教授,博士,从事电网需求侧管理方面的研究,baoyuqing@njnu.edu.cn;

王维(1988),男,副教授,博士,从事智能电网与综合能源系统方面的研究,61207@njnu.edu.cn.

*为通信作者。

“双碳”目标下的新型电力系统”专刊征稿启事

能源绿色低碳转型是实现碳达峰、碳中和的关键举措,在能源转型进程中,电力供应保障难度大、电网安全控制难度增加、电力市场建设不完善等问题正成为当下的重大挑战。因此,在“双碳”目标愿景下,构建新能源占比逐渐提高的新型电力系统成为重要方向。新型电力系统将激发负荷侧灵活调节和新型储能技术等潜力,形成源网荷储协同消纳新能源的格局,适应大规模高比例新能源的开发利用需求,促进可再生能源发电的消纳,降低用户用能成本,也符合未来灵活开放式电力市场体系的高效率电力系统。

为此,《综合智慧能源》特推出“双碳”目标下的新型电力系统”专刊,邀请华南理工大学朱继忠教授、新加坡南洋理工大学董朝阳教授、美国GE公司 Kwok Cheung 博士担任特约主编,共同探讨“双碳”目标下新型电力系统的最新学术动态、发展趋势及研究成果,推动我国能源转型取得切实成效,欢迎业内同仁踊跃投稿!

一、征稿范围(包括但不限于)

- (1)“双碳”目标下新型电力系统发展战略。
- (2)“双碳”目标下新型电力系统规划。
- (3)面向“双碳”目标的新型电力系统建模。
- (4)新型电力系统调度运行和控制。
- (5)新型电力系统“源荷”预测与协同控制。
- (6)新型电力系统市场机制与交易模式。
- (7)新型电力系统能量管理与市场调度。
- (8)低碳技术与碳中和发展路径。
- (9)新能源发电与并网。
- (10)低碳与综合能源技术。
- (11)电动汽车充放电策略。
- (12)能源互联网与新能源消纳模式。
- (13)碳监测、碳追踪及电碳协同技术。

二、时间进度

专刊拟于2023年4月30日截稿,择期优先出版。

三、征稿要求

- (1)专刊只收录未公开发表的论文,拒绝一稿多投。作者对论文内容的真实性和客观性负责。
- (2)按照《综合智慧能源》论文格式要求使用 Word 软件排版,请登录《综合智慧能源》在线采编系统(www.hdpower.net 或 www.iienenergy.cn)下载中心下载论文模板。
- (3)请保留论文图片、曲线和表格原始文件,并在投稿时按规定提交。
- (4)论文作者应遵守相关学术不端规定。

四、投稿方式

- (1)在线投稿(推荐):登录在线采编系统(www.hdpower.net 或 www.iienenergy.cn),完成在线全文投稿,欢迎投稿时推荐审稿人。
- (2)邮箱投稿:zhujz@scut.edu.cn(朱教授);hdjs-chd@vip.163.com(编辑部)。
- (3)咨询联系:刘芳 0371-58501060,13838002988;杨满成 010-63918755,13801175292。