

转载自《电力系统保护与控制》2026年54卷1期

引用格式: 杨朝铭, 杨欢红, 周徐达, 等. 基于电碳负荷准线的电动汽车需求响应优化方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2026, 54(1): 60-70.

YANG Chaoming, YANG Huanhong, ZHOU Xuda, et al. Research on optimization methods for electric vehicle demand response based on electricity-carbon customer directrix load[J]. Power System Protection and Control, 2026, 54(1): 60-70.

基于电碳负荷准线的电动汽车需求响应优化方法研究

杨朝铭¹, 杨欢红¹, 周徐达², 李俊¹, 张卫川³, 王理想³

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网上海市电力公司直流分公司, 上海 200235;

3. 河南许继仪表有限公司, 河南 许昌 461000)

摘要: 电动汽车在实施需求响应、调节电力负荷方面具有巨大潜力。但现有方法主要依赖价格调控和负荷基线, 响应目标单一, 未充分考虑用户个性化需求及系统不确定性, 难以实现理想的用户激励效果。为此, 提出基于电碳负荷准线的电动汽车需求响应优化方法。首先, 考虑不同节点的停车需求差异及用户充电随机性, 并引入动态碳排放因子, 构建电动汽车节点电碳耦合需求响应模型。其次, 提出负荷准线双目标博弈滚动优化框架, 构建负荷准线日前日内滚动优化模型, 并通过配电网与电动汽车用户间的双目标主从博弈, 精确测算响应结果以设定合理的负荷准线。然后, 提出联合博弈优化算法, 在降低计算复杂度与缩短迭代时间的同时, 确保全局最优解及总体求解效果。算例分析表明, 该方法在优化配电网电碳平衡的同时, 有效降低了用户响应难度, 确保响应后结果符合双方利益, 为精准负荷准线设定提供参考。

关键词: 电动汽车需求响应; 电碳耦合; 节点负荷准线; 联合博弈滚动优化

Research on optimization methods for electric vehicle demand response based on electricity-carbon customer directrix load

YANG Chaoming¹, YANG Huanhong¹, ZHOU Xuda², LI Jun¹, ZHANG Weichuan³, WANG Lixiang³

(1. School of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Direct Current Company, Shanghai 200235, China; 3. Henan Xuji

Instrument Co., Ltd., Xuchang 461000, China)

Abstract: Electric vehicles (EVs) have great potential for implementing demand response and regulating power loads. However, existing methods mainly rely on price control and load baselines, with single response objectives, and do not fully consider user-specific needs and system uncertainties, making it difficult to achieve desired user incentives. To address this, an EV demand response optimization method based on electricity-carbon load baselines is proposed. First, an EV node electricity-carbon coupling demand response model is developed, considering parking demand variations, charging randomness, and dynamic carbon emission factors. Then, a customer directrix load dual-objective game rolling optimization framework is introduced, incorporating a day-ahead and intra-day rolling optimization model and a dual-objective leader-follower game between the distribution network and EV users to set more precise customer directrix load. A joint game optimization algorithm is proposed to reduce computational complexity and iteration time while ensuring global optimality and overall solution effectiveness. Case studies show that the method optimizes electricity-carbon balance in the distribution network, effectively reduces EV user response difficulty, ensures mutual benefits, and provide a reference for accurate baseline setting.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52177100).

Key words: electric vehicles demand response; electricity-carbon coupling; node customer directrix load; joint game rolling optimization

0 引言

需求响应(demand response, DR)能够充分挖掘

电力需求侧的柔性负荷调节潜力, 有效缓解新型电力系统持续面临的巨大调节负担^[1-3]。近几年, 关于DR有文献提出了负荷准线(customer directrix load, CDL)的概念。该方法通过直接向用户提供响应目标, 解决了价格型和基线型DR在峰谷倒挂、用户

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52177100)

友好度差、数据需求量大等方面存在的问题。CDL以准线为目标引导用户参与DR,优化负荷曲线^[1]。其评价标准取决于实际负荷曲线与负荷准线之间的相似度^[4]。由于CDL针对性强、负荷调整效果显著,目前已受到广泛关注。

文献[5]提出了负荷准线的概念,并验证了大规模用户参与准线型DR对于减少高比例新能源系统弃风弃光的效果。文献[6]提出了一种考虑大规模用户CDL需求响应的电力系统运行决策框架,并利用IEEE6节点系统验证了CDL对于成本控制方面的有效性,证明了其非常适用于大规模DR场景。目前,CDL的研究已经进入了节点响应的级别。文献[7]通过对节点CDL的研究解决了因系统不确定性造成的节点潮流越界问题。在新能源消纳方面,文献[8]刻画了节点负荷响应能力差异,验证了CDL能有效促进新能源消纳。目前随着电动汽车(electric vehicle, EV)规模不断扩大,EV需求响应可很好地保障配电网稳定性和经济性^[9]。文献[10]将EV作为部分CDL可调负荷,证明了EV具有良好的全时段整形能力。然而,上述文献均存在优化目标单一的问题。研究发现传统CDL在调整用电负荷时也能达到一定的减碳效果^[11],但是目前针对电动汽车CDL电碳联合优化的研究尚未成熟。针对其中CDL设定问题,现有文献均未计及新能源出力和系统参数随机性带来的影响。

综上所述,本文提出了一种考虑EV参与的节点CDL电碳联合博弈优化策略。针对电动汽车CDL优化目标单一问题,考虑不同节点的EV停车需求差异并结合动态碳排放因子,提出了节点EV电碳耦合CDL模型。针对系统参数随机性的问题,结合EV用户利益提出了考虑EV节点电碳耦合的CDL双目标博弈滚动优化策略,其精确地测算了EV的响应结果,避免了CDL结果理想化以及日前响应目标设定不合理的问题。该策略为双层非线性多目标优化问题。传统启发式算法结构复杂,时间复杂度高,计算收敛速度慢。针对此问题提出了基于KKT条件和非支配排序遗传算法(Karush Kuhn Tucker conditions—non-dominated sorting genetic algorithms, KKT-NSGA)的联合博弈优化算法。最后,利用IEEE37节点系统模拟城市配电网,验证了本文优化策略的有效性和可行性。

1 电动汽车节点电碳耦合负荷准线模型

1.1 电动汽车电碳时空模型

配电网中,每个节点所能承载的EV充电量有限^[12],并且各区域用地属性以及泊位规划不同^[13],

所以每一个节点的DR能力也不同。因此建立准确表达EV时空特性的模型对DR具有重要意义。基于历史数据的区域停车率能准确反映配电网节点的大规模EV分布规律,且建模简单,可靠性更高^[14]。根据EV充电行为,城市区域配电网的土地属性可分为居民用地和工商业用地^[13]。式(1)和式(2)分别是文献[15]拟合的典型居民区与工商业区停车率结果。

$$P_{res,t}^* = 1 - 0.54 \exp \left(- \left(\frac{t - 15.07}{5.84} \right)^2 \right) - 0.24 \exp \left(- \left(\frac{t - 9.68}{2.46} \right)^2 \right) \quad (1)$$

$$P_{com,t}^* = 0.30 + 0.72 \exp \left(- \left(\frac{t - 13.52}{5.09} \right)^2 \right) \quad (2)$$

式中: $P_{res,t}^*$ 为典型居民区EV停车率; $P_{com,t}^*$ 为工商业区EV停车率; t 取1~24。

本文以区域停车率为基础展开建模^[13]。结合不同节点地区属性差异,考虑规划充电泊位个数差异,结合节点历史负荷水平并考虑EV停车时充电存在随机性。通过对美国国家公路交通安全与管理局的EV调查数据^[16]分析可知,EV充电行为符合一定的正态分布规律。本文利用蒙特卡洛模拟从正态分布中随机抽取充电需求比例值 $C_{req,i,t}$, 对文献[17]中停车高峰期和低谷期的充电需求比例进行转化,结果分别为 $N(0.9, 0.1^2)$ 、 $N(0.7, 0.2^2)$ 。计算每个时段的充电负荷,从而提出计及EV停车生成率与充电不确定性的节点EV负荷预测模型。

$$P_{i,t} = P_{land,t}^* C_{req,i,t} R_i \bar{P}_{car,i,t} \quad (3)$$

式中: $P_{i,t}$ 为节点 i 在 t 时段的EV充电预测负荷; $P_{land,t}^*$ 为节点 i 地区属性停车率; R_i 为节点 i 的停车泊位规划数; $\bar{P}_{car,i,t}$ 为节点 i 在 t 时段每辆EV日前平均用电负荷。

在CDL中需考虑EV充电负荷的基本用电需求,结合节点EV充电的最大承载能力,约束条件如式(4)所示。

$$0.8 P_{land,t}^* C_{req,i,t} R_i \bar{P}_{car,i,t} \leq L_{CDL,i,t} \leq R_i \bar{P}_{car,i,t} \quad (4)$$

式中: $L_{CDL,i,t}$ 为节点 i 的EV准线用电负荷。文献[18]表明,大多数用户愿意在满意度稍有下降的情况下换取一定的经济收益。本文规定配电网中各节点的CDL目标负荷不得低于响应前该节点各时段负荷的20%,以在一定程度上保障用户满意度;同时,最大负荷不得超过由节点泊位数拟合得到的满载负荷。

本文在文献[19]提出的动态碳排放因子模型及

配电网潮流计算的基础上, 使碳排放因子在空间上精确到节点级别; 进一步通过碳排放流计算并进行空间平均处理, 获得各节点的动态碳排放因子^[20], 其表达式为

$$e_{C,i,t} = \left(\sum_{i=1}^Z L_{C,i,t} \times \varepsilon_{C,i,t} \right) / \left(\sum_{i=1}^Z L_{C,i,t} \right) \quad (5)$$

式中: $e_{C,i,t}$ 为配电网在 t 时段的碳排放因子; Z 表示配电网覆盖所有节点集合; $L_{C,i,t}$ 为节点 i 在 t 时段的负荷量; $\varepsilon_{C,i,t}$ 为节点 i 的碳势。

1.2 节点电动汽车电碳耦合需求响应模型

传统 CDL 目标为最小化运行费用, 同时尽可能促进新能源消纳。本文以文献[21-22]为基础, 综合考虑了各节点 EV 的响应能力、用户实际需求以及节点的碳排放情况, 计算得到期望的 CDL 曲线。曲线形状越接近, 越有利于平抑电网中新能源发电波动与降低整个系统的碳排放^[5]。同时本文在传统 CDL 模型的基础上引入碳税政策, 对配电网运行成本进行优化, 从而进一步减少高碳能源的使用, 提高系统减碳动力。CDL 的电目标函数旨在最小化系统运行成本, 促进新能源消纳, 并降低碳排放量以减少碳排放费用。因此电优化目标函数为

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_G} (a_j P_{G,j,t}^2 + b_j P_{G,j,t} + c_j) + \sum_{k=1}^{N_R} C_R (P_{R,k,t}^{\max} - P_{R,k,t}) - \lambda_{\text{carbon}} \Delta E_{\text{CO}_2} \quad (6)$$

式中: T 取 24; N_G 、 N_R 分别为可调发电机及新能源发电机的数量; a_j 、 b_j 、 c_j 为第 j 台可调发电机的费用系数; $P_{G,j,t}$ 为配电网中第 j 台可调发电机在 t 时段的有功出力; C_R 为弃风弃光的惩罚费用, 可设置一个很大正值以保证系统在自身可调范围内的新能源消纳; $P_{R,k,t}^{\max}$ 为第 k 台新能源发电机在 t 时段出力的最大值; $P_{R,k,t}$ 为第 k 台新能源发电机在 t 时段的出力; λ_{carbon} 为碳排放税, 参考国家环保税法及本文碳排放需求, 取 80 元/kg; ΔE_{CO_2} 为配电网 EV 一日节碳量。

本文在对发电成本优化的基础上对碳排放量进行直接优化, 并结合对不同节点碳排放因子的计算, 引导用户在碳排放因子高的时段降低碳排放。因此碳优化的目标函数为

$$\max \Delta E_{\text{CO}_2} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^Z e_{C,i,t} (P_{i,t} - L_{\text{CDL},i,t}) \quad (7)$$

1.3 约束条件

1) 负荷调节约束

$$\left| \sum_{t=1}^T (P_{i,t} - L_{\text{CDL},i,t}) \right| \leq \Delta Q_L \quad (8)$$

式中: ΔQ_L 为 EV 用户全天最大电量变化值。为保障电动汽车的正常用电需求, 各节点每日负荷的变化量不得低于本节点 EV 用户当日最大用电量。

2) 功率平衡约束

对于节点级 CDL, 需保证各时段节点可调负荷与系统内所有可调发电机在供需关系上保持平衡^[5], 其具体表达式为

$$\sum_{j=1}^{N_G} P_{G,j,t} - \sum_{i=1}^Z a_D L_{\text{CDL},i,t}^* = \sum_{i=1}^Z P_{C,i,t} - \sum_{k=1}^{N_R} P_{R,k,t} \quad (9)$$

$$\frac{L_{\text{CDL},i,t}}{a_D} = L_{\text{CDL},i,t}^*, t = 1, 2, \dots, T \quad (10)$$

式中: a_D 为负荷节点参与 DR 的耗电总量; $P_{C,i,t}$ 为节点 i 在 t 时段不可调负荷的电量; $L_{\text{CDL},i,t}^*$ 为节点 i 准线负荷的标么值。

3) 线路容量约束

基于功率传输分布因子, 利用各节点进出功率可得流过线路功率^[7]。

$$S_{l,t} = \sum_{j=1}^{N_G} H_{l,j} P_{G,j,t} + \sum_{k=1}^{N_R} H_{l,k} P_{R,k,t} - \sum_{i=1}^{N_C} H_{l,i} P_{C,i,t} - \sum_{m=1}^{N_D} H_{l,m} L_{\text{CDL},m,t} \quad (11)$$

$$S_l^{\min} \leq S_{l,t} \leq S_l^{\max}; l = 1, 2, \dots, N_L$$

式中: $S_{l,t}$ 为第 l 条线路 t 时段流过的功率; $S_l^{\max}$ 、 $S_l^{\min}$ 分别为传输功率的上、下限; N_L 为配电网线路数; N_C 为刚性负荷节点数; N_D 为可调负荷节点数; $H_{l,j}$ 、 $H_{l,k}$ 、 $H_{l,i}$ 、 $H_{l,m}$ 分别为可调发电机组 j 、新能源发电机组 k 、刚性负荷 i 、可调负荷 m 的功率传输分布因子; $L_{\text{CDL},m,t}$ 为节点 m EV 准线用电负荷。

4) 发电机出力约束

$$P_{G,j,t}^{\min} \leq P_{G,j,t} \leq P_{G,j,t}^{\max}, j = 1, 2, \dots, N_G \quad (12)$$

式中: $P_{G,j,t}^{\max}$ 和 $P_{G,j,t}^{\min}$ 分别为第 j 台可调发电机在 t 时段内有功出力的上、下界。

5) 可调发电机爬坡约束

$$-R_{D,j,t} \leq P_{G,j,t} - P_{G,j,t-1} \leq R_{U,j,t} \quad (13)$$

$$j = 1, 2, \dots, N_G$$

式中: $R_{D,j,t}$ 和 $R_{U,j,t}$ 分别为第 j 台可调发电机在 t 时段的最大向下爬坡速率和最大向上爬坡速率。

6) 新能源出力约束

$$0 \leq P_{R,k,t} \leq P_{R,k,t}^{\max}, k = 1, 2, \dots, N_R \quad (14)$$

2 考虑节点电碳 CDL 的联合博弈优化策略

2.1 CDL 双目标博弈滚动优化框架

在日前对日内准线计算时需要预测当日的碳排放因子和新能源出力。然而，日内实际碳排放因子受新能源出力变化和负荷随机性的影响，导致日前负荷计算不准确。此外，未能依据用户响应的日内波动动态调整响应目标，造成响应结果难以满足系统预期，因此提出了 CDL 滚动优化模型，具体结果如图 1 所示。

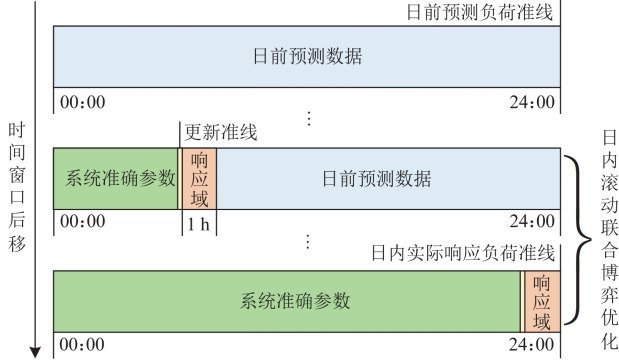


图 1 CDL 日前-日内滚动优化框架

Fig. 1 CDL pre-day-intraday rolling optimization framework

首先，根据日前配电网预测数据生成预测负荷准线。随后，以该准线为基础进行滚动优化，滚动周期为 1 h。系统根据实时出力和 EV 负荷响应情况调整激励参数，生成下一小时的新负荷准线，并在下一时刻前 10 min 计算发布。该滚动流程将持续进行，直至当日周期结束。该方法通过每小时修正激励参数，克服新能源出力波动和充电行为随机性，使 EV 负荷响应符合配电网要求，并弥补日前碳排放因子计算不精确的问题。

为更贴合实际，EV 用户在响应配电网调节目标的同时需满足自身充电需求。本文针对准线设置以及响应结果计算，提出了 CDL 双目标博弈滚动优化模型，博弈优化结构如图 2 所示。模型包括配电网和各节点 EV 用户，两者博弈独立。上层配电网以最小发电成本和节碳量为双目标，将各节点 DR 准线和激励传递至下层。下层用户以最小用电成本为目标，结合准线激励和自身需求调整充电行为，直至博弈平衡，最终获得各节点各时段内负荷曲线。

2.2 配电网模型

首先获取配电网网络日前 24 h 潮流数据，根据文献[19]所提方法计算各时段的节点碳排放因子。

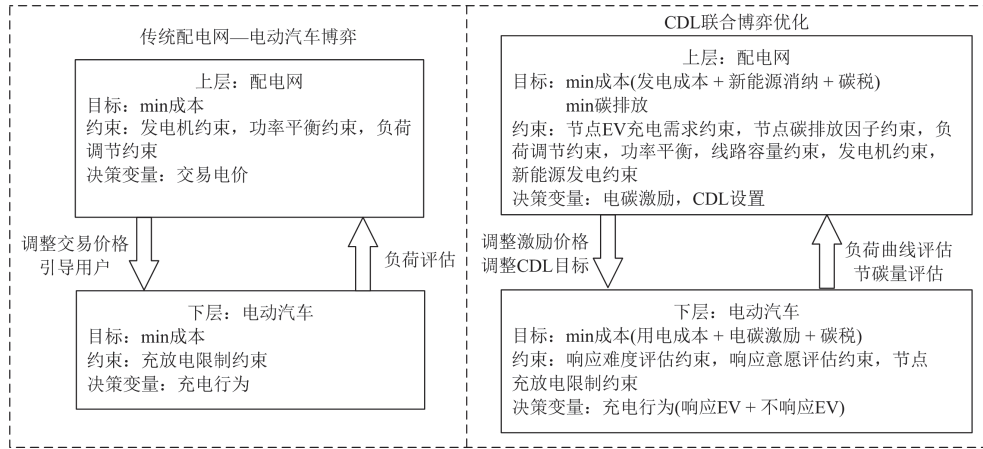


图 2 CDL 双目标博弈优化框架

Fig. 2 CDL two-objective game optimization framework

配电网模型需对碳排放因子保持高敏感度，使其不只针对发电成本与新能源消纳进行优化。因此目标函数为

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^Z \left[\sum_{j=1}^{N_G} (a_j P_{G,j,t}^2 + b_j P_{G,j,t} + c_j) + P_E + \sum_{k=1}^{N_R} C_R (P_{R,k,t}^{\max} - P_{R,k,t}) + \frac{p_{CO_2} (P_{i,t} - L_{CDL,i,t})}{e_{C,i,t}} \right] \quad (15)$$

$$\max \Delta E_{CO_2} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^Z (P_{i,t} - L_{CDL,i,t}) \cdot e_{C,i,t} \quad (16)$$

式中： p_{CO_2} 为节碳激励系数，该系数不宜设定过小，否则会削弱目标函数对节碳部分的优化驱动，也不可过大，以防止模型只针对节碳进行优化而忽略发电成本对系统带来的影响； P_E 为 EV 电力响应激励补贴。式中碳排放因子与节碳量呈倒数关系，代表在碳排放因子高的时段系统需要更多地降低碳排放。

为提高电动汽车用户的响应积极性，用户的决策激励包括节碳激励和节电激励两部分。其中对于碳排放而言，获得的激励大小与该时段(1 h)碳排放

因子与减排量呈正相关, 从而引导用户降低系统高碳排放时段的用电负荷以获得碳收益。

$$P_{\text{CO}_2} = \Delta E_{\text{CO}_2} p_{\text{CO}_2} + \Delta E_{\text{CO}_2} \lambda_{\text{carbon}} \quad (17)$$

式中: P_{CO_2} 为 EV 单日节碳收益。

对于用电而言, 需要优化 EV 充电负荷, 从而在新能源消纳最大的情况下降低配电网发电成本, 并满足节碳需求。因此对于节电激励而言, 获得的激励与准线达成度成正比, 越接近准线, 越满足上层目标的利益, 从而获得越多的负荷调节收益。

$$P_E = EP_{\text{spur}} \quad (18)$$

$$E = E(l_{i,t}^*, L_{\text{CDL},i,t}^*) = e^{-\varepsilon d^2} \quad (19)$$

$$d = \sqrt{\sum_{t=1}^T (l_{i,t}^* - L_{\text{CDL},i,t}^*)^2} \quad (20)$$

式中: P_E 为 EV 电力响应激励补贴; P_{spur} 为激励电价; E 为将欧式距离转化为区间(0,1)后的指标, 定义为曲线相似度; $l_{i,t}^*$ 为节点 i 实际负荷曲线的标么值; ε 为给定常数; d 为 2 条曲线的欧式距离。

2.3 电动汽车用户模型

在现实中 EV 用户实际响应情况与自身需求及能获得的利益存在密切关系, 用户通常不是 100% 参与响应的^[23]。本文针对用户需求进行建模, 从而计算参与 CDL 用户百分比。在经济学中消费者的需求函数往往是非线性的, 尤其是在考虑价格弹性时, 通常呈现 S 型或指数型变化。Logistic 函数能够很好地模拟这种经济学上的价格-需求关系, 因此可以用此模型来描述用户的响应概率。

$$W_{\text{DR},i,t} = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha(P_{\text{CO}_2,i,t} + P_{E,i,t} - P_{\text{threshold}}) - S_{d,i,t}^*]} \quad (21)$$

$$S_{d,i,t}^* = \frac{|P_{i,t} - L_{\text{CDL},i,t}|}{L_{\text{CDL},i,t}} \quad (22)$$

式中: $W_{\text{DR},i,t}$ 表示用户响应意愿, 反映 EV 在激励下愿意响应的程度, 其值范围在 0~1 之间; $P_{\text{CO}_2,i,t}$ 为节点 i 在 t 时段的节碳收益; $P_{E,i,t}$ 为节点 i 在 t 时段的激励补贴; $S_{d,i,t}^*$ 为节点 i 在 t 时段的响应难度, 通过与该时段 CDL 负荷调整量的比值, 反映该地区在该时段内的响应难度; $P_{\text{threshold}}$ 是激励价格的阈值, 表示用户开始响应的最低激励价格; α 是激励价格对响应意愿的敏感度, 表示价格变动对用户响应意愿的影响程度。在 DR 和电力市场研究中, 不同研究采用的值有所不同, 但通常在 0.1~0.3 之间。文献[24]通过回归拟合电动汽车用户行为数据, 研

究发现, 当 α 取 0.15 时, 能够较好地描述用户对价格的敏感性, 避免了对其影响的过度夸大或低估。

下层模型主体由参与 CDL 与不参与 CDL 的两部分 EV 用户组成。其中参与 CDL 的 EV 用户成本由不同节点不同时段的充电费用、节碳补贴、节电补贴以及用户响应意愿高低 4 部分构成。EV 用户以总用电成本最低为目标, 基于上层准线的激励结合自身充电需求所产生的费用决定充电行为, 因此下层目标函数为

$$\min \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T [W_{\text{DR},i,t} (P_t P_{i,t} - P_{\text{CO}_2,i,t} - P_{E,i,t}) + (1 - W_{\text{DR},i,t}) P_t l_{i,t}] \quad (23)$$

式中: P_t 为 EV 充电电价, 这里居民节点采用上海市居民分时电价, 工商业节点采用上海某地充电站电价, 具体参数见附录 A 表 A1 所示; $l_{i,t}$ 为 EV 响应前节点 i 负荷。该项激励补贴通过电碳耦合机制降低 EV 充电成本, 从而影响其充电行为。其约束条件为

$$0 \leq P_{i,t} \leq R_i P_{\text{max}} \quad (24)$$

式中: P_{max} 表示节点 i 在 t 时段内单个泊位的最大充电功率, 限制了各时段 EV 充电负荷上限, 其值不得超过该节点满负荷功率。

3 模型转化与求解

3.1 KKT-NSGA 联合算法

考虑节点负荷准线联合博弈优化策略属于双层非线性多目标优化问题。传统启发式算法存在结构复杂、时间复杂度高、计算收敛速度慢等问题。针对此类问题提出了 KKT-NSGA 算法。此算法利用 KKT 条件将下层博弈问题转化为上层问题的约束条件^[25], 并确保下层模型为全局最优。具体推导过程及证明过程见附录 B。其中电优化目标函数转化为

$$\min \sum_{i=1}^Z \sum_{j=1}^{N_G} (a_j P_{G,j,t}^2 + b_j P_{G,j,t} + c_j) + \sum_{k=1}^{N_R} C_R (P_{R,k,t}^{\text{max}} - P_{R,k,t}) - \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T \frac{a_D^2 p_{\text{CO}_2} W_{\text{DR},i,t} (P_t - e_{C,i,t} p_{\text{CO}_2} - \mu_{P_{i,t}} + \lambda_{P_{i,t}})}{2 \varepsilon e_{C,i,t} P_{\text{spur}} (\mu_{P_{\text{spur}}} - \lambda_{P_{\text{spur}}})} + (\lambda_{P_{\text{spur}}} - \mu_{P_{\text{spur}}}) P_{\text{spur}} \quad (25)$$

式中: $\lambda_{P_{i,t}}$ 、 $\mu_{P_{i,t}}$ 、 $\lambda_{P_{\text{spur}}}$ 、 $\mu_{P_{\text{spur}}}$ 为拉格朗日乘子。

碳优化目标函数转化为

$$\max \Delta E_{\text{CO}_2} = - \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T \frac{a_D^2 e_{C,i,t} (P_t - e_{C,i,t} p_{\text{CO}_2} - \mu_{P_{i,t}} + \lambda_{P_{i,t}})}{2 \varepsilon P_{\text{spur}} (\mu_{P_{\text{spur}}} - \lambda_{P_{\text{spur}}})} \quad (26)$$

对于转化后的整体模型采用遗传算法进行求解。本文按节碳目标和降本目标均大于 30% 来选取数据点, 遗传算法种群数量与最大迭代次数分别设为 50 和 200, 从而计算并获得各时段变量结果。

3.2 KKT-NSGA 计算结构与效果

KKT-NSGA 求解过程如图 3 所示。首先, 利用强对偶原理将下层非线性目标线性化, 并用 KKT 条件将下层优化模型转化为上层约束, 从而将双层非线性多目标优化问题简化为单层多目标优化问题。随后, 利用 NSGA 进行总体求解, 获得 EV 负荷帕累托最优解集, 并按设定目标选取最优解, 直至所有节点计算完毕。

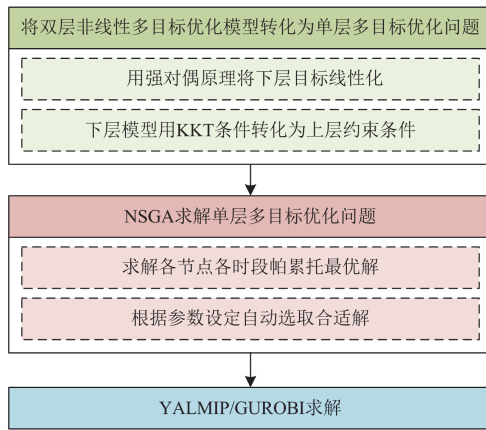


图 3 联合博弈优化求解过程

Fig. 3 Solving process of joint game optimization

本文优化算法与粒子群算法、模拟退火算法和遗传算法的具体性能指标对比如附录 B 表 B1 所示。设置最大迭代次数均为 200, 粒子群与遗传因子种群规模为 50。附录 B 图 B1 为节点 3 在中午 12:00 由各算法得出的帕累托最优解集。由图 B1 和表 B1 可知, KKT-NSGA 迭代次数最少, 总用时最短, 在确保全局最优解的前提下显著降低了计算复杂度。相比之下, 传统启发式算法计算时间长, 复杂度高, 优化效果差, 且单纯对偶与松弛方法无法处理多目标优化问题。

4 算例分析

4.1 网络参数介绍

场景选取改进 IEEE37 节点模型来模拟某区域的配电网, 具体网络拓扑如附录 A 图 A1 所示。节点 1 与节点 18 各设置一台可调火力发电机, 节点 15 设置一台新能源发电机。设置灰色节点为工商业区负荷节点, 黑色节点为居民区负荷节点。发电机的具体参数如附录 A 表 A2 所示, EV 停车参数如附录 A 表 A3 所示, 实际新能源出力情况如附录 A

图 A3 所示。为方便计算, 相同地区属性节点的停车需求率相同, 负荷曲线形状相同, 但负荷总量、充电需求不同。因此选取节点 3、节点 4 两个典型节点来代表工商业区与居民区的 EV 充电情况。节点 3、节点 4 的总负荷参数如附录 A 图 A2 所示。

4.2 各负荷准线对比分析

本文共设置 4 种场景来对比分析所提方法(场景四)的有效性。场景一: 统一负荷准线; 场景二: 节点负荷准线; 场景三: 统一电碳负荷准线; 场景四: 节点电碳负荷准线。

由图 4 可知, 统一 CDL 与节点 CDL 差异明显。节点 CDL 更接近日前负荷特性。电碳 CDL 相比传统 CDL 对碳排放因子更敏感。在高排放因子时段降低 EV 负荷, 在低排放因子时段调整负荷用量以满足 EV 需求。因此节点电碳 CDL 整体优于传统 CDL。

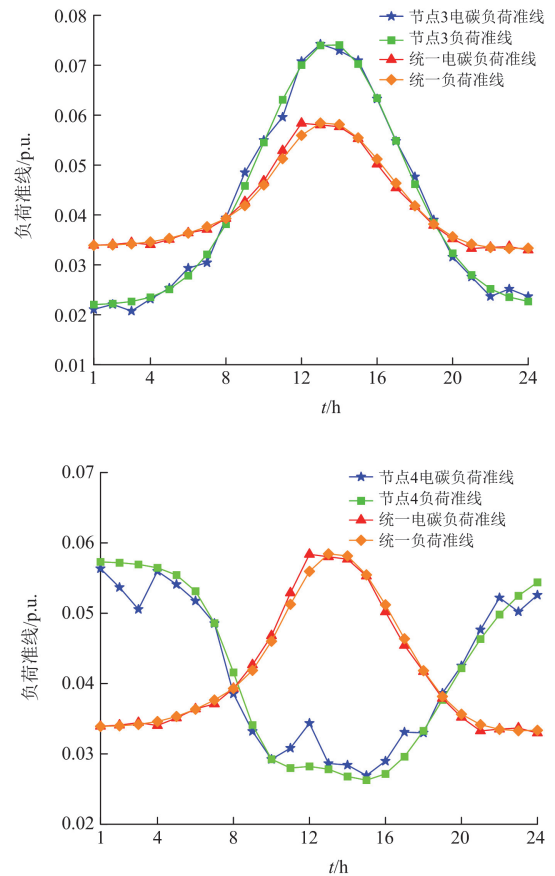


图 4 4 种负荷准线对比

Fig. 4 Comparison of four kinds of CDLs

表 1 对 4 个场景的综合参数进行了详细分析。统一 CDL 的负荷预期调节量最大, 调节难度大, 且降本与节碳比例不均衡。相比之下, 节点电碳 CDL 具有节点 CDL 调节量小、响应难度小的优势, 且对成本与节碳目标优化更平衡, 性能最优。

表 1 4 种日前负荷准线响应目标综合参数对比

Table 1 Comparison of comprehensive parameters of response objectives of four kinds of pre-day CDLs

场景名称	节点 3 充电 成本/元	节点 3 负荷 调节量/kW	节点 3 负荷 调节难度	节点 4 充电 成本/元	节点 4 负荷 调节量/kW	节点 4 负荷 调节难度	节碳量/kg	配电网 总成本/元
统一准线	41 744.14	28 913.86	0.86	41 754.15	16 607.64	0.83	6978.00	184 563.66
节点准线	62 991.09	14 070.04	0.32	22 433.19	7548.31	0.32	6977.77	185 486.67
统一电碳准线	44 220.43	29 400.53	0.82	43 230.56	18 185.37	0.90	6167.74	165 194.51
节点电碳准线	74 639.78	9410.56	0.14	36 063.03	3987.05	0.18	5429.36	139 037.94

4.3 各负荷准线下电动汽车响应对比分析

由 4.2 节可知, 在 CDL 设定中场景四相较于其他 3 种场景电碳综合优化性能最优。现对这 4 种场景进行实际响应分析, 响应后负荷曲线如图 5 所示。场景一、二总体趋势相同, 证明了统一 CDL 调节目标难度大导致用户响应意愿低, 曲线优化不明显。场景三总体负荷上升, 系统节碳能力减弱。场景四显著调节了碳排放高峰期负荷, 同时对节碳和用户利益均有良好平衡。

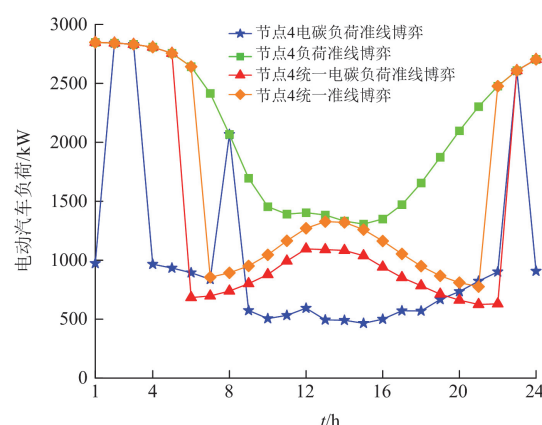
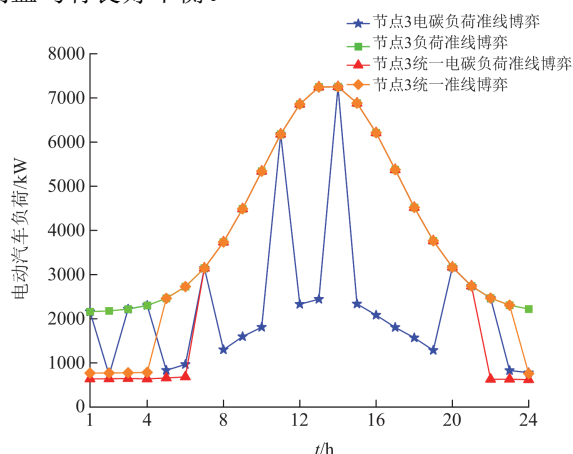


图 5 4 种负荷准线下响应对比

Fig. 5 Comparison of response under four CDLs

表 2 对比了 4 种场景的具体性能: 场景一配电网总成本最低(因节碳激励最少, 负荷调节量减少 33.85%); 场景四成本虽比场景一高 9.9%, 但节碳量显著增加; 场景四比场景三总成本高 5.1%, 但节碳量远超场景三。综合分析表明, 场景四电碳联合优化效果最优。

表 2 4 种日前负荷准线下电动汽车响应综合参数对比

Table 2 Comparison of comprehensive parameters of electric vehicle response under four kinds of pre-day CDLs

场景名称	节点 3 充电成本/元	节点 3 负荷 调节量/kW	节点 4 充电 成本/元	节点 4 负荷 调节量/kW	节碳量/kg	配电网总成本/元
统一准线响应	41 385.83	24 767.71	35 228.05	11 784.66	-5012.84	203 361.98
节点准线响应	61 044.54	21 645.08	22 483.86	11 452.85	-1056.57	204 344.24
统一电碳准线响应	43 843.31	28 347.76	36 896.67	13 661.02	726.47	214 039.06
节点电碳准线响应	63 322.55	35 427.53	24 892.34	18 635.95	9683.78	227 670.48

4.4 日前与日内滚动负荷准线下响应结果对比

图 6 显示了日内滚动节点电碳 CDL 及 EV 响应结果。日前预测的 EV 响应与实际响应存在显著差异, 主要由于碳排放因子预测存在误差, 可能导致碳排放反而增加。同时, 由于用户在响应时需兼顾自身成本与用电需求, 响应度偏差较大, 导致实际响应结果与预期存在偏离。滚动优化后, 日内响应曲线能够根据先前偏差及用户反馈逐小时修正参数,

其结果更接近实际负荷曲线, 确保在满足 EV 充电需求和成本要求的同时, 实现配电网减碳降本目标。

表 3 对比分析了日前与日内滚动 CDL 的具体参数。从节碳量与配电网总成本来看, 二者的结果均满足了系统的节碳与降本要求, 而日内滚动节点电碳 CDL 因为考虑了实际碳排放因子波动以及新能源出力的影响, 所以节碳量更大。两者目标均能达到电碳联合优化的效果。

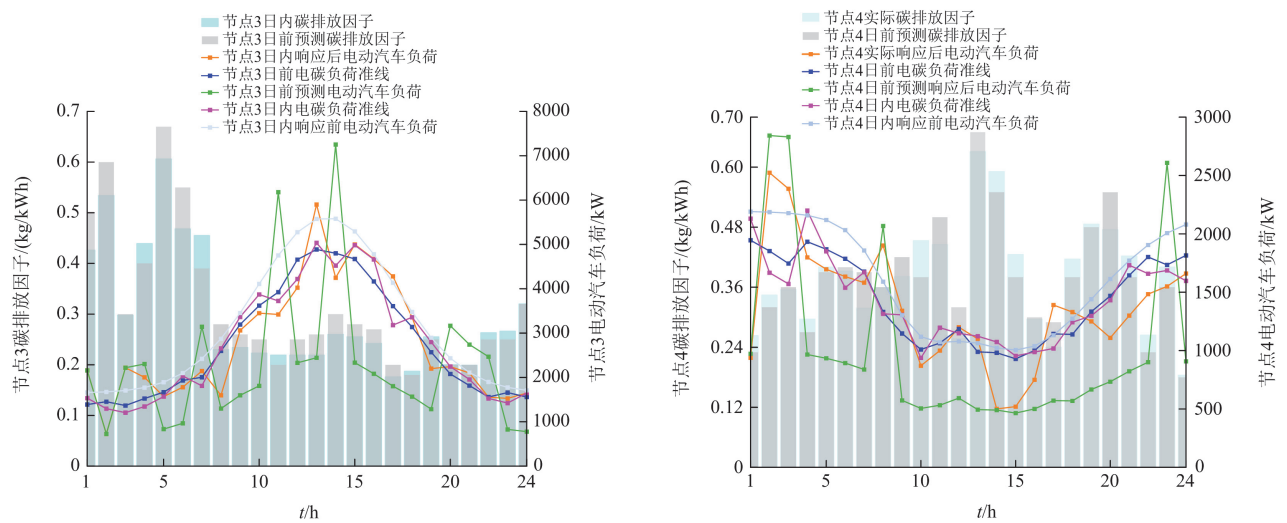


图 6 日前与日内滚动负荷准线下响应结果

Fig. 6 Response results under the alignment of pre-day and intra-day rolling CDLs

表 3 日前与日内滚动负荷准线综合参数对比

Table 3 Comparison of comprehensive parameters of pre-day and intra-day rolling CDLs

场景名称	节点 3 充电 成本/元	节点 3 负荷 调节难度	节点 4 充电 成本/元	节点 4 负荷 调节难度	节碳量/kg	配电网总成本/元
日前节点电碳负荷准线	74 639.78	0.14	36 063.03	0.18	5429.36	139 037.94
日内滚动节点电碳负荷准线	67 945.03	0.16	30 431.34	0.16	7356.3	16 635.67

表 4 对日前与日内滚动 CDL 响应结果的综合参数进行了对比分析。日内滚动节点的电碳 CDL 负荷响应率相比日前提高了 80%，因其目标会根据响应结果动态调整决策参数，从而引导电动汽车行为以更好地满足配电网运行目标。日前节点电碳 CDL

响应度低，导致减碳与降本结果失衡。因此，日内滚动 CDL 结果更符合响应设定，实现了电力与碳排放的优化平衡，有效克服了日前预测数据不准确带来的影响。

表 4 日前与日内滚动负荷准线下响应结果综合参数对比

Table 4 Comparison of comprehensive parameters of response results under pre-day and intra-day rolling CDLs

场景名称	节点 3 充电 成本/元	节点 3 负荷 响应率/%	节点 4 充电 成本/元	节点 4 负荷 响应率/%	节碳量/kg	配电网 总成本/元
日前节点电碳负荷准线下响应	63 322.55	16.67	24 892.34	19.05	9683.78	227 670.48
日内滚动节点电碳负荷准线下响应	69 545.54	85.45	29 563.75	80.53	7829.2	18 754.22

5 结论

本文针对现有 EV 需求响应未考虑准线型响应、充电需求差异、系统随机性及碳排放优化等问题，提出了基于电碳负荷准线的 EV 需求响应优化方法。该模型引入节点停车率和动态碳排放因子，以表征不同节点需求差异，并优化碳排放。进一步，考虑用户利益和系统日内波动，构建 CDL 双目标博弈滚动优化框架。针对双层非线性多目标优化问题，提出 KKT-NSGA 算法，降低了计算复杂度、缩短了迭代时间，同时确保全局最优解。算例分析表明，

该模型在电碳综合优化方面优于传统准线模型，在兼顾用户利益的同时实现最优响应。日内滚动优化相较日前优化，可根据系统波动和用户反馈动态调整目标，使最终响应结果既符合系统优化要求，又保障用户利益。该方法填补了基于负荷准线的 EV 需求响应理论空白，使响应更符合用户需求，并为配电网优化提供参考。

本文尚未考虑 EV 用户各节点间充电价格博弈的耦合关系，可进一步分析 EV 的实际充电行为以及需求，从而进一步完善 EV 负荷准线的需求响应机制将是后续研究的重点。

附录 A

表 A1 电动汽车充电价格

Table A1 Electric vehicle charging price

地区属性	平时价格/ (元/kWh)	峰时价格/ (元/kWh)	谷时价格/ (元/kWh)
居民区	0.667	0.677	0.337
工商业区	1.15	1.35	0.95

表 A2 发电机组参数

Table A2 Parameters of generator set

机组 类型	最大 出力/ MW	最小 出力/ MW	成本参数 (美元/MW ²)/(美元/MW)/美元	机组 爬坡/ MW
火力	20	5	0.000 48/16.2/1000	1.6
新能源	4	0.9	—	—

表 A3 电动汽车停车参数

Table A3 Electric vehicle parking parameters

地区属性	充电泊位 规划数/个	电动汽车充电 负荷/kW	充电桩设置 比例/%
居民区	900	1.5	80
		10	20
工商业区	600	1.5	50
		10	45
		150	5

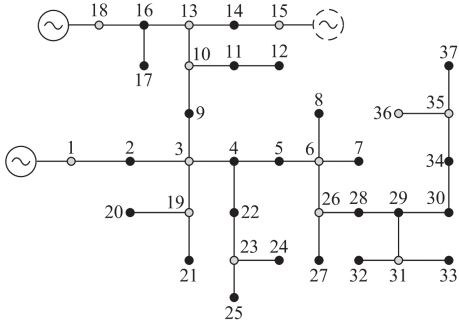


图 A1 IEEE37 节点网络拓扑图

Fig. A1 IEEE37-node network topology

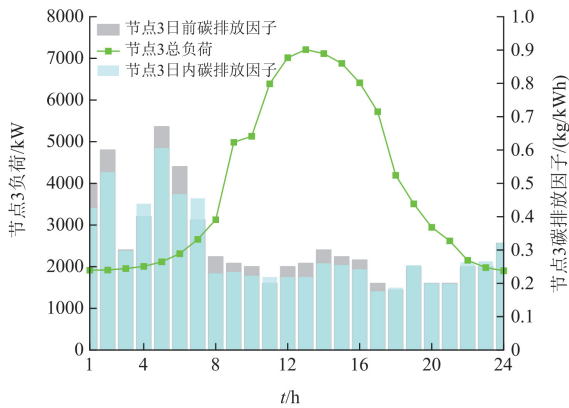


图 A2 节点总负荷参数

Fig. A2 Total node load parameter

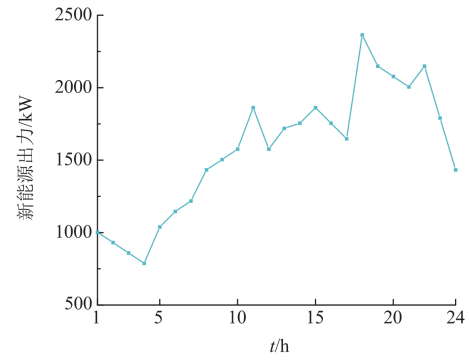


图 A3 新能源出力

Fig. A3 New energy generator output

附录 B

KKT 具体推导过程如下。

下层目标函数为

$$\min \left(\sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T W_{DR,i,t} P_{i,t} - \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T e_{C,i,t} P_{CO_2} (l_{i,t} - P_{i,t}) W_{DR,i,t} - P_{spur} e^{-\frac{(P_{i,t} - L_{CDL,i,t})^2}{a_D^2}} \right) \quad (B1)$$

对偶问题可行解为

$$\begin{cases} \frac{\partial f(P_{i,t}, P_{spur})}{\partial P_{i,t}} + \frac{\partial g(P_{i,t}) \lambda_{P_{i,t}}}{\partial P_{i,t}} + \frac{\partial h(P_{i,t}) \mu_{P_{i,t}}}{\partial P_{i,t}} = P_t - e_{C,i,t} P_{CO_2} \\ -\frac{2\varepsilon}{a_D^2} P_{spur} (l_{i,t} - P_{i,t}) e^{-\frac{(P_{i,t} - L_{CDL,i,t})^2}{a_D^2}} + \lambda_{P_{i,t}} - \mu_{P_{i,t}} = 0 \\ \frac{\partial f(P_{i,t}, P_{spur})}{\partial P_{spur}} + \frac{\partial k(P_{spur}) \lambda_{P_{spur}}}{\partial P_{spur}} + \frac{\partial l(P_{spur}) \mu_{P_{spur}}}{\partial P_{spur}} = \\ -e^{-\frac{(P_{i,t} - L_{CDL,i,t})^2}{a_D^2}} + \lambda_{P_{spur}} - \mu_{P_{spur}} = 0 \end{cases} \quad (B2)$$

$$\lambda_{P_{i,t}} \geq 0, \mu_{P_{i,t}} \geq 0, \lambda_{P_{spur}} \geq 0, \mu_{P_{spur}} \geq 0 \quad (B3)$$

将下层模型以约束条件的形式代入上层模型，可得上层电优化目标函数为

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_G} (a_j P_{G,j,t}^2 + b_j P_{G,j,t} + c_j) + \sum_{k=1}^{N_R} C_R (P_{R,k,t}^{\max} - P_{R,k,t}) - \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T \frac{a_D^2 p_{CO_2} W_{DR,i,t} (P_t - e_{C,i,t} p_{CO_2} - \mu_{P_t} + \lambda_{P_t})}{2\epsilon e_{C,i,t} P_{spur} (\mu_{P_{spur}} - \lambda_{P_{spur}})} + (\lambda_{P_{spur}} - \mu_{P_{spur}}) P_{spur} - \lambda_{carbon} \Delta E_{CO_2} \quad (B4)$$

$$\max \Delta E_{CO_2} = - \sum_{i=1}^Z \sum_{t=1}^T \frac{a_D^2 e_{C,i,t} (P_t - e_{C,i,t} p_{CO_2} - \mu_{P_t} + \lambda_{P_t})}{2\epsilon P_{spur} (\mu_{P_{spur}} - \lambda_{P_{spur}})} \quad (B5)$$

关于下层模型是否达到全局最优的问题，由于其目标函数属于非线性凸优化，因此满足强对偶性，即对偶问题的最优解与原问题的最优解互为充要条件。且该对偶问题可转化为线性优化问题，因此下层模型必然具有全局最优解。

表 B1 优化算法性能指标对比

Table B1 Comparison of optimal algorithm performance indicators

对比指标	粒子群 算法	模拟退 火算法	遗传 算法	KKT-NSGA
单次迭代时间/s	250	300	275	95
总计算时间/s	6100	—	7300	2300
收敛速度/次	175	—	194	83

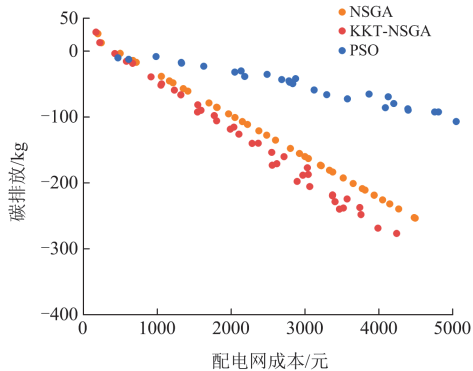


图 B1 优化算法结果

Fig. B1 Optimization algorithm result

参考文献

- [1] 侯慧, 何梓姻, 侯婷婷, 等. 大规模车网互动需求响应策略及潜力评估综述[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(14): 177-187.
HOU Hui, HE Ziyin, HOU Tingting, et al. A review of demand response strategies and potential evaluation for large-scale vehicle to grid[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(14): 177-187.
- [2] 李晨朝, 陈佳佳, 王敬华. 基于主从博弈和 IGDT 的含电动汽车需求响应光伏园区储能优化配置[J]. 电力建设, 2025, 46(4): 126-136.
- [3] LI Chenzhao, CHEN Jiajia, WANG Jinghua. Optimal configuration of energy storage in photovoltaic park with electric vehicle demand response based on Stackelberg game and information gap decision theory[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(4): 126-136.
- [4] 李咸善, 仇成龙, 张远航, 等. 考虑电碳需求响应的电动汽车集群市场化运营策略[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(6): 163-154.
- [5] LI Xianshan, QIU Chenglong, ZHANG Yuanhang, et al. Market-oriented operation strategy for EV clusters considering electricity-carbon demand response[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(6): 163-154.
- [6] 莫静山, 闫广贤, 宋娜, 等. 基于需求响应的电热综合能源系统优化调度研究综述[J]. 工程科学与技术, 2025, 57(1): 296-307.
- [7] MO Jingshan, YAN Guangxian, SONG Na, et al. Review of demand response-based optimal scheduling of electric and thermal integrated energy systems[J]. Advanced Engineering Sciences, 2025, 57(1): 296-307.
- [8] 杨林. 基于负荷准线的需求响应激励机制研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- [9] YANG Lin. Incentive mechanisms of the customer directrix load (CDL)-based demand response[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2020.
- [10] 袁博, 张天翔, 王逸飞. 考虑大规模用户负荷准线需求响应的电力系统运行决策研究[J]. 水利水电技术, 2022, 53(12): 150-159.
- [11] YUAN Bo, ZHANG Tianxiang, WANG Yifei. Study on electric power system operational decision-making with consideration of large-scale user load directrix demand response[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(12): 150-159.
- [12] 孟琰, 肖居承, 洪居华, 等. 计及需求响应不确定性的节点负荷准线:概念与模型[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(13): 28-39.
- [13] MENG Yan, XIAO Jucheng, HONG Juhua, et al. Nodal customer directrix load considering demand response uncertainty: concept and model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 28-39.
- [14] 徐博强, 赵建立, 张沛超, 等. 基于负荷准线和纳什谈判的高比例新能源消纳方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(15): 36-45.
- [15] XU Boqiang, ZHAO Jianjian, ZHANG Peichao, et al. High-proportion renewable energy accommodation method based on customer directrix load and Nash bargaining[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 36-45.
- [16] LI Zirun, XU Jin, WANG Keyou, et al. FPGA-based real-time simulation for EV station with multiple high-frequency chargers based on C-EMTP algorithm[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(1): 303-313.
- [17] 王长浩, 高红均, 周文毅, 等. 考虑准线需求响应的高比例新能源电力系统调度优化[J]. 电网技术, 2024, 48(11): 4427-4435.

- WANG Changhao, GAO Hongjun, ZHOU Wenyi, et al. High proportion new energy power system scheduling optimization considering customer directrix line demand response[J]. Power System Technology, 2024, 48(11): 4427-4435.
- [11] 王磊, 徐志龙, 杨晨宇, 等. 多虚拟电厂电-碳联合优化建模及求解[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(23): 29-40.
- WANG Lei, XU Zhilong, YANG Chenyu, et al. Modeling and solving of multi-virtual power plant power-carbon joint optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(23): 29-40.
- [12] 黄博, 胡博, 谢开贵, 等. 计及交通事故影响的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(19): 47-59.
- HUANG Bo, HU Bo, XIE Kaigui, et al. Electric vehicle path planning and charging navigation strategies considering the impact of traffic accidents[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(19): 47-59.
- [13] 陈中, 刘艺, 周涛, 等. 考虑移动特性的电动汽车最优分时充电定价策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 96-102.
- CHEN Zhong, LIU Yi, ZHOU Tao, et al. Optimal time-of-use charging pricing strategy of EVs considering mobile characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 96-102.
- [14] YAN H, ZHU Z, LOEWEN R M, et al. Particle size distribution of total suspended sediments in urban stormwater runoff: Effect of land uses, precipitation conditions, and seasonal variations[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 365: 1-10.
- [15] 张洪财, 胡泽春, 宋永华, 等. 考虑时空分布的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(1): 13-20.
- ZHANG Hongcai, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. A prediction method for electric vehicle charging load considering spatial and temporal distribution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(1): 13-20.
- [16] U.S. Department of Transportation, Federal Highway Administration. 2017 national household travel survey [EB/OL]. <http://nhts.ornl.gov>
- [17] JARUWATANACHAI P, SUKAMONGKOL Y, SAMANCHUEN T. Predicting and managing EV charging demand on electrical grids: a simulation-based approach[J]. Energies, 2023, 16(8): 3562-3583.
- [18] 张美霞, 王晓晴, 杨秀, 等. 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[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 1-11.
- ZHANG Meixia, WANG Xiaoqing, YANG Xiu, et al. Master-slave game optimization scheduling strategy for clustered electric vehicles considering road network and user satisfaction[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 1-11.
- [19] 李姚旺, 刘昱良, 杨晓斌, 等. 计及电量交易信息的用电碳计量方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(2): 439-451.
- LI Yaowang, LIU Yuliang, YANG Xiaobin, et al. Mechanism study and benefit analysis on power system low carbon demand response based on carbon emission flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(2): 439-451.
- [20] 周天睿, 康重庆, 徐乾耀, 等. 电力系统碳排放流的计算方法初探[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 44-49.
- ZHOU Tianrui, KANG Qingqing, XU Qian Yao, et al. Preliminary investigation on a method for carbon emission flow calculation of power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 44-49.
- [21] 董雷, 李扬, 陈盛, 等. 考虑多重不确定性与电碳耦合交易的多微网合作博弈优化调度[J]. 电工技术学报, 2024, 39(9): 2635-2651.
- DONG Lei, LI Yang, CHEN Sheng, et al. Multi-microgrid cooperative game optimization scheduling considering multiple uncertainties and coupled electricity-carbon transactions[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(9): 2635-2651.
- [22] 靳冰洁, 李家兴, 彭虹桥, 等. 需求响应下计及电碳市场耦合的多元主体成本效益分析[J]. 电力建设, 2023, 44(2): 50-60.
- JIN Bingjie, LI Jiaxing, PENG Hongqiao, et al. Cost-benefit analysis of multiple entities under the coupling of electricity and carbon trading market considering demand response[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(2): 50-60.
- [23] YAN M, SHUAI F, YU S, et al. Transmission and distribution network-constrained large-scale demand response based on locational customer directrix load for accommodating renewable energy[J]. Applied Energy, 2023, 350: 1-21.
- [24] ADAIKALAM I A D, BABULAL C K. Demand response program with different elasticities[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transaction of Electrical Engineering, 2020, 44(3): 1165-1171.
- [25] 李本新, 刘振, 陈厚合, 等. 基于主从博弈的输配电网协同经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 131-140.
- LI Benxin, LIU Zhen, CHEN Houhe, et al. Collaborative economic dispatch of coupled transmission and distribution networks based on the Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 131-140.

收稿日期: 2025-03-07; 修回日期: 2025-05-03

作者简介:

杨朝铭(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力需求响应; E-mail: 1336423245@qq.com

杨欢红(1965—), 女, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力系统安全运行与微电网及综合能源系统; E-mail: yanghuanhong0907@163.com

李俊(1978—), 男, 通信作者, 博士, 主要研究方向为新能源系统建模及控制、电网及综合能源优化运行。E-mail: lijun_wh@163.com

(编辑 魏小丽)