

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.247008

基于动态碳排放因子的电动汽车低碳需求响应机制研究

张良¹, 王殿彬¹, 戚佳金², 尹淑淙¹, 龙彦良¹, 张超锐¹

(1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学), 吉林 吉林 132012;

2. 杭州电力设备制造有限公司, 浙江 杭州 310016)

摘要: 传统电动汽车(electric vehicle, EV)需求响应模式的相关研究通常以电价激励为核心。从“电”视角展开, EV 很难对实际碳排放变化做出响应。为此, 综合考虑电网侧的碳排放水平、调峰需求与用户的充电需求, 提出一种基于动态碳排放因子的低碳需求响应机制。该机制下, EV 用户以时变区域碳排放因子为响应信号, 实现“碳”视角用电调度优化。首先, 对风光出力不确定性进行建模并搭建 EV 的能量-功率边界模型。然后, 构建面向 EV 分时、分域的碳排放核算模型, 并根据需求侧目标函数与约束条件建立基于动态碳排放因子的低碳需求响应机制模型。最后, 将该机制应用于 EV 有序充放电策略, 通过算例验证了该机制可以有效减少配电网的碳排放、降低 EV 车主充电成本、平抑配电网的负荷波动。

关键词: 电动汽车; 动态碳排放因子; 碳配额; 车-网互动; 碳排放流; 削峰填谷

Research on low-carbon demand response mechanism for electric vehicles based on dynamic carbon emission factors

ZHANG Liang¹, WANG Dianbin¹, QI Jiajin², YIN Shucong¹, LONG Yanliang¹, ZHANG Chaorui¹

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China; 2. Hangzhou Electric Power Equipment Manufacturing Company Limited, Hangzhou 310016, China)

Abstract: Traditional research on demand response models for electric vehicles (EVs) typically focuses on electricity price incentives. From the perspective of “electricity” alone, EVs struggle to respond effectively to actual carbon emission variations. To address this, this paper proposes a low-carbon demand response mechanism based on dynamic carbon emission factors, which comprehensively considers grid-side carbon emission levels, peak-shaving requirements, and users’ charging needs. In this mechanism, EV users utilize time-varying regional carbon emission factors as the response signals to achieve electricity scheduling optimization from a “carbon” perspective. First, a model is established to account for the uncertainty of wind and PV output, and an energy-power boundary model for EVs is developed. Next, a time- and zone-based carbon emission accounting model for EVs is constructed, and a low-carbon demand response mechanism model based on dynamic carbon emission factors is formulated according to demand-side objective functions and constraints. Finally, the mechanism is applied to coordinated EV charging/discharging strategies. Case studies demonstrate that the proposed mechanism can effectively reduce distribution network carbon emissions, lower charging costs for EV owners, and mitigate load fluctuations in the power grid.

This work is supported by the Major Science and Technology Special Project of Jilin Province (No. 20240204001SF).

Key words: electric vehicle; dynamic carbon emission factor; carbon quota; vehicle-to-grid interaction; carbon emission flow; peak shaving and valley filling

0 引言

随着我国两阶段碳减排目标的提出, 大规模电

动汽车(electric vehicle, EV)所蕴含的降碳潜力日益显著。国内外学者针对规模化 EV 接入电网参与调峰^[1-2]、缓解交通网拥堵^[3-4]与促进新能源消纳等工作展开了广泛的研究^[5]。为促进 EV 作为灵活性“源-荷-储”资源参与电网调节, 2023年12月, 国家发展改革委等部门提出了《关于加强新能源汽车与电

基金项目: 吉林省重大科技专项课题项目资助 (20240204001SF)

网融合互动的实施意见》，指出到 2025 年车-网互动试点示范城市全年充电电量 60%以上集中在低谷时段，到 2030 年车-网互动实现规模化应用，力争为电力系统提供千万 kW 级的双向灵活调节能力。

当前 EV 参与电网侧调度主要通过电网主动调控或在需求响应模式下进行。在主动调控模式下，智能电网会根据电网运行情况与调控需求来制定各充电设备的充放电策略；需求响应模式则主要是通过分时电价需求响应这一需求侧管理方式进行^[6]。国内外学者针对 EV 参与电力需求响应机制方面展开了广泛的研究，文献[7]针对传统分时电价与实时电价会在负荷低谷时段产生新的负荷高峰问题，提出一种分时电价动态优化方法，并采用粒子群算法对 EV 的充放电行为进行两阶段优化，有效降低了用户的充电成本与负荷曲线峰谷差。文献[8]提出了一种适用于分时电价的 EV 调度策略，在配电网与用户侧两方面进行建模，通过云自适应粒子群算法对用户成本与电网调峰能力进行优化。文献[9]针对 EV 数量激增会对配电网及交通网造成负面影响问题，提出了一种 EV 充电站动态定价策略，并基于交通网络建立的竞争效应制定定价策略，该策略有效提升了充电站的净收费利润、实现了空间负荷转移，并降低了交通网络的拥堵。文献[10]将充电站定价问题表述为具有混合状态空间的有限离散水平马尔可夫决策过程，采用自定义深度强化学习解决 EV 的动态定价问题。文献[11]针对大规模 EV 无序充电引起的配电网运行损耗增加的问题，提出一种分区域动态电价机制引导的 EV 充电优化策略，根据不同区域内的负荷特性建立不同的动态电价，该策略能够有效降低网损、提高配网电压质量并促进新能源的消纳。

以上文献均从 EV 充电电价的角度展开研究，通过不同的电价形式引导用户有序参与电网调控，但未考虑 EV 对于碳减排的影响。文献[12]考虑了碳交易机制与用户响应意愿度对配电系统运行可靠性的影响，提出了一种结合充电电价与碳配额价格动态更新的 EV 有序充放电策略，验证了随着碳价格的增加，优化调度的效果更加明显。文献[13]针对电动公交车优化调度问题，提出了一种基于动态碳价格的碳配额激励机制，验证了基于动态碳价格的碳配额激励机制在电动公交车与新能源协同调度策略中的优越性。文献[14-16]挖掘了大规模 EV 集群可调节负荷参与下的车、储、虚拟电厂(virtual power plant, VPP)、配电网等多主体协同降碳潜力。

上述文献研究了 EV 在电价与碳配额协同激励下的有序充放电策略，但局限于固定平均碳排放因

子不具有时变性与无偏性^[17]，故上述研究依然是从“电”视角对 EV 进行调控，为使用户侧柔性负荷在低碳需求响应中的调度更具有灵活性，有学者通过碳排放流理论对碳排放因子进行更新^[18-21]，将碳流分析纳入负荷侧的需求响应机制中，利用节点碳势建立负荷聚合商需求响应碳排放模型^[14,22]。

结合上述研究，本文从碳减排角度出发，研究在“碳”视角下 EV 参与车-网低碳充放电调控的电力需求响应新机制——基于动态碳排放因子的低碳需求响应机制。不同于传统的电力需求响应，该机制是以基于比例共享原则的碳排放流理论所求取的动态碳排放因子为核心^[23]，使 EV 用户能够感知到不同时段区域碳排放因子的差异性，从而引导车主调节自身的充电行为，实现 EV 降碳。

1 EV 低碳需求响应机制

相较于传统以电价信号开展的需求响应，低碳需求响应机制则是以时变且无偏的区域碳排放因子为主导^[17]，使充电用户能够明显感知到所处区域碳排放强度的变化，并通过碳配额等激励措施引导用户自发地优化其充放电行为的一种机制。基于该机制的充放电优化调控策略步骤如下。

步骤 1：获取电网基线负荷曲线与区域内各充电站节点的基线负荷曲线。

步骤 2：计算区域动态碳排放因子。电网根据前一日电能来源情况、新能源出力情况与基线负荷曲线计算该配网区域下的动态碳排放因子。

步骤 3：下发区域动态碳排放因子数据。通过碳表、充电运营商下发或用户充电 App 上推送等方式，使充电用户及时感知到前一日动态碳排放因子数据与碳配额价格数据。

步骤 4：用户充电行为优化。EV 用户在感知到区域动态碳排放因子的差异性后，根据自身的充电需求与碳减排意愿，自行安排未来一段时间的充电计划。

步骤 5：碳减排量核算。根据当日下发的区域动态碳排放因子与 EV 充电用户的实际充电负荷曲线，核算充电用户当日的碳减排量，并根据激励措施为用户提供经济上的收益。

2 基本参数建模

2.1 EV 充电负荷建模

本文将一天 24 h 分散成 96 个时段，每个时段时长 15 min，本文中提到的所有时段均是以 15 min 为步长的 96 个时段。EV 充电负荷数据来源于文献

[7], 其是通过 NHTS2017 中 2016 年 4 月至 2017 年 4 月全美国 129 696 户家庭中 264 234 个个体与 256 115 辆私家车的详细记录进行拟合, 得到符合该分布规律下的每辆 EV 的入网与离网时间。

2.2 EV 充放电控制系数矩阵

本文根据 EV 的入网与离网时间构建每个 EV 的充放电控制矩阵。

$$\mathbf{X}_{i,t} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,T} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} & x_{N,2} & \cdots & x_{N,T} \end{bmatrix}, i=1,2,\dots,N, t=1,2,\dots,T \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,t}$ 为 EV 集群的充放电控制系数矩阵, 用来控制每辆 EV 的充放电状态; N 为 EV 的数量; T 为时段数, 第 i 辆车的充放电控制规则如下。

$$\mathbf{X}_i = [x_{i,1} \ x_{i,2} \ \cdots \ x_{i,t} \ \cdots \ x_{i,T}] \quad (2)$$

$$\begin{cases} -1 \leq x_{i,t} \leq 1 & \forall t \in [T_i^a, T_i^1] \cup [T_i^a, 96] \cup [0, T_i^1] \\ x_{i,t} = 0 & \forall t \in [0, T_i^a] \cup [T_i^1, 96] \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_i 为第 i 辆车的充放电策略矩阵, \mathbf{X}_i 初始化为零向量; $x_{i,t}$ 为第 i 辆 EV 在第 t 时段下的充放电控制系数; T_i^a 为第 i 辆车接入电网的时段; T_i^1 为第 i 辆车离开电网的时段。

2.3 EV 能量偏移矩阵

本文考虑 EV 用户的充电需求, 根据用户期望充电量、入网时电量与离网时电量构建 EV 的能量偏移矩阵^[24]衡量用户在低碳需求响应机制下的充电量情况, 期望能量与正负向能量偏移可设定为

$$e_i^- = C_{b,i} (S_{e,i} - S_{a,i}) \quad (4)$$

$$e_i^+ = C_{b,i} (S_{l,i} - S_{e,i}) \quad (5)$$

$$e_i^- = C_{b,i} (S_{e,i} - S_{l,i}) \quad (6)$$

式中: e_i^- 为第 i 辆 EV 的期望能量偏移; $C_{b,i}$ 为第 i 辆车的电池容量; $S_{e,i}$ 为第 i 辆 EV 的期望离网电量百分比; $S_{a,i}$ 、 $S_{l,i}$ 分别为第 i 辆 EV 的入网与离网电量百分比; e_i^+ 、 e_i^- 分别为 EV 的正向与负向能量偏移; 当 $S_{l,i} > S_{e,i}$ 时, $e_i^- = 0$, 反之则 $e_i^+ = 0$ 。

综上所述, 第 i 辆 EV 的充放电能量-功率边界矩阵 Θ_i 为

$$\Theta_i = [P_{i,t}^c \ \bar{P}_{i,t}^c \ \underline{P}_{i,t}^d \ \bar{P}_{i,t}^d \ X_i \ e_i^- \ e_i^+ \ e_i^-] \quad (7)$$

式中: $\bar{P}_{i,t}^c$ 与 $\underline{P}_{i,t}^c$ 分别为最大、最小充电功率; $\bar{P}_{i,t}^d$ 与 $\underline{P}_{i,t}^d$ 分别为最大、最小放电功率。

3 面向 EV 的分时、分域电碳计量方法

当前广泛使用的传统固定碳排放因子法从宏观角度衡量电力系统碳排放量, 但该方法需要大量的源侧统计数据, 且不同地区的一次能源消耗情况各不相同, 使传统方法具有滞后性且不具有代表性, 不利于电力系统低碳技术的研究与发展, 故本文采用碳排放流法研究车-网互动的低碳需求响应机制。

3.1 碳排放流理论

碳排放流理论是一种旨在将碳排放与负荷侧消费行为联系起来并追踪溯源的精确碳排放核算工具, 通过为电网中每条支路附上碳排放的标签, 将碳排放看作跟随线路潮流在电网流动的“碳排放流”展开分析, 其基本原理及假设为: 在电力系统中, 碳排放流从源侧出发, 随着发电厂的上网功率进入电力系统, 跟随线路中的潮流在电网中流动, 最终流入负荷侧的消费终端^[18]。

3.2 基于碳排放流递推算算法的 EV 碳计量方法

本文基于比例共享原则的碳排放流分析方法研究面向 EV 的分时、分域的电碳计量方法。采用电力系统碳排放流的递推算算法进行计算^[23]。碳排放流递推算算法是基于节点碳势的邻接特性展开的, 邻接特性指在计算某一节点的节点碳势时, 只需获取相邻节点的节点碳势与相应支路的碳流率即可求得结果。相较于碳排放流直接计算法^[18-19], 该方法具有更高的灵活性, 在节点数量较多的网络中, 可以避免因矩阵维数过大而导致的计算困难与存储困难等问题, 邻接特性示意图如图 1 所示。

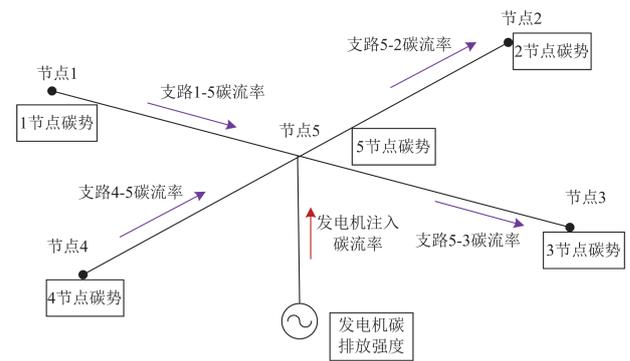


图 1 节点碳势的邻接特性示意图

Fig. 1 Schematic diagram of adjacency characteristics of node carbon potential

设 EV 充电站节点在配电网中的节点标号为 j , 则该节点的节点碳势 e_j 可表示为

$$e_j = \frac{\sum_{i \in \Omega_j} P_{ij} e_i + \sum_{g \in \Omega_j} G_g e_g}{\sum_{i \in \Omega_j} P_{ij} + \sum_{g \in \Omega_j} G_g} \quad (8)$$

式中：\$P_{ij}\$ 为节点 \$i\$ 向节点 \$j\$ 注入的有功功率；\$e_i\$ 为第 \$i\$ 个节点的节点碳势；\$G_g\$ 与 \$e_g\$ 分别为第 \$g\$ 个发电机的发电功率与直接碳排放强度；\$\Omega_j\$ 为节点 \$j\$ 的注入节点集合。

在得到各充电站及其他节点的节点碳势后，通过碳势-负荷空间平均化处理后得到该配电网区域下的动态碳排放因子。

$$\varepsilon_t^C = \frac{\sum_{j \in Z} (P_{j,t}^C \times e_{j,t}^C)}{\sum_{j \in Z} (P_{j,t}^C)} \quad (9)$$

式中：\$\varepsilon_t^C\$ 为配电网 C 在 \$t\$ 时段下的碳排放因子；\$Z\$ 为配电网 C 范围内所有节点的集合；\$P_{j,t}^C\$ 为配电网 C 中节点 \$j\$ 的负荷；\$e_{j,t}^C\$ 为配电网 C 中节点 \$j\$ 的节点碳势。

每个 EV 的日碳排放量可以表示为

$$E_i = \sum_{t \in T} x_{i,t} P_{i,t}^{EV} \varepsilon_t^C \quad (10)$$

式中：\$E_i\$ 为第 \$i\$ 辆 EV 的日碳排放量；\$P_{i,t}^{EV}\$ 为第 \$i\$ 辆 EV 在 \$t\$ 时段下的充放电功率。

4 EV 低碳需求响应模型

4.1 需求侧目标函数

低碳需求响应模型的目标函数为最小化 EV 用户充电成本，该成本主要分为以下 3 个部分：EV 充放电成本、EV 放电电池损耗成本与 EV 参与碳交易成本。

1) EV 充放电成本

用户的充放电成本为充电量与充电价格的乘积。

$$\begin{cases} y_{i,a} = \sum_{t=1}^T \frac{x_{i,t} P_{i,t}^{EV}}{4} - Y_t \\ Y_t = Y_t^c + Y_t^s \end{cases} \quad (11)$$

式中：\$y_{i,a}\$ 为用户的充放电成本；\$Y_t\$ 为 \$t\$ 时段下的充电价格；\$Y_t^c\$ 为 \$t\$ 时段下的电费；\$Y_t^s\$ 为 \$t\$ 时段下的服务费。

2) EV 放电电池损耗成本

考虑到 EV 在循环充放电过程中所造成的电池退化问题^[7]，本文针对 EV 在参与 V2G 放电情况下

加入电池损耗成本。

$$y_{i,b} = C_{B,i} \frac{\chi_i}{C_{b,i}} \left| \frac{B_k}{100} \right| \quad (12)$$

式中：\$y_{i,b}\$ 为 EV 放电电池损耗成本；\$C_{B,i}\$ 为第 \$i\$ 辆车的电池更换成本；\$\chi_i\$ 为第 \$i\$ 辆车的日放电量；\$B_k\$ 为电池损耗系数。

考虑到 EV 在参与需求响应调度过程中既有充电过程也有放电过程，故含 EV 放电电池损耗成本的用户总充放电成本 \$f_{i,a}\$ 为

$$f_{i,a} = y_{i,a} + y_{i,b} \quad (13)$$

3) EV 参与碳交易成本

本文通过免费给 EV 用户发放碳配额的方式，以激励用户积极参与车-网低碳充放电调控，通过碳配额收益与动态碳排放因子的形式引导用户在“碳”视角下将高碳时段的充电负荷转移到低碳时段，以实现 EV 集群单日充电量基本不变的情况下降低区域整体碳排放。EV 碳配额收益模型如式(14)所示。

$$\begin{cases} f_{i,b} = \omega_i^{\text{base}} - \omega_i^{\text{EV}} \\ \omega_i^{\text{base}} = L_{\text{EV}} E_{\text{fuel}} \sum_{t \in T} \frac{x_{i,t} P_{i,t}^{\text{EV}}}{4} \\ \omega_i^{\text{EV}} = \sum_{t \in T} \frac{x_{i,t} P_{i,t}^{\text{EV}}}{4} \varepsilon_t^C \end{cases} \quad (14)$$

式中：\$f_{i,b}\$ 为用户的碳配额收益；\$\omega_i^{\text{base}}\$ 为第 \$i\$ 辆车的基准线排放；\$\omega_i^{\text{EV}}\$ 为第 \$i\$ 辆车的实际碳排放；\$L_{\text{EV}}\$ 为单位电量 EV 可以行使的里程数；\$E_{\text{fuel}}\$ 为燃油汽车行驶 1 km 时的碳排放量。

本文为充分考虑不同类型用户对于充放电成本与碳配额收益的侧重点不同，将两项成本函数采用线性加权和法转化为单目标优化函数。

$$\begin{cases} \min F_i = \eta_{i,a} \frac{f_{i,a}}{f_{i,a}^{\max}} - \eta_{i,b} \frac{f_{i,b}}{f_{i,b}^{\max}} \\ \eta_{i,a} + \eta_{i,b} = 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中：\$F_i\$ 为加权后的第 \$i\$ 辆车的目标函数；\$\eta_{i,a}\$ 为第 \$i\$ 辆车充放电成本函数的加权系数；\$\eta_{i,b}\$ 为第 \$i\$ 辆车碳配额收益的加权系数。

4.2 需求侧约束条件

1) EV 充放电功率约束

$$\begin{cases} P_{i,t}^c \leq P_{i,t}^{\text{EV},c} \leq \bar{P}_{i,t}^c \\ P_{i,t}^d \leq P_{i,t}^{\text{EV},d} \leq \bar{P}_{i,t}^d \end{cases} \quad (16)$$

式中：\$P_{i,t}^{\text{EV},c}\$ 与 \$P_{i,t}^{\text{EV},d}\$ 分别为第 \$i\$ 辆车在 \$t\$ 时段下的充

电功率和放电功率, 表示 EV 在充放电过程中不可超过功率允许的最大值。

2) EV 充放电电荷电状态约束

为满足用户的充电需求, 本文令用户离网时的 SOC 应不小于用户设置的期望值, 且不大于电池容量上限。

$$\begin{cases} S_{e,i} \leq S_{OC}^{i,t} \leq S_{OCi}^{\max} \\ S_{OC}^{i,t} = S_{OC}^{i,t-1} + \frac{x_{i,t}}{4C_{b,i}} P_{i,t}^{EV} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $S_{OC}^{i,t}$ 与 $S_{OC}^{i,t-1}$ 分别为第 i 辆车在 t 时段与前一时刻下的电量百分比; S_{OCi}^{\max} 为第 i 辆车的电量百分比上限, 取 1。

3) EV 充放电控制系数约束

基于上文的各 EV 入网与离网时间, 对每辆车的充放电控制系数进行约束。为了让用户能在规定时段内进行调度, 令其在未接入时段的充放电控制系数为 0。

$$\begin{cases} i \in I_{V2G} : -1 \leq x_{i,t} \leq 1 \\ i \notin I_{V2G} : 0 \leq x_{i,t} \leq 1 \\ t \in [T_i^a, T_i^l] \cup [T_i^a, 96] \cup [0, T_i^l] \end{cases} \quad (18)$$

式中: I_{V2G} 为满足 V2G 双向充电的所有车辆的集合。

5 算例分析

5.1 参数设置

本文以改进 IEEE30 节点测试系统展开分析, 为保证 EV 充电负荷数据在该测试系统下的代表性与适用性, 本文的基础负荷数据同样来源于文献 [7], 其中基础负荷曲线的峰平谷变化趋势与充电负荷数据中的用户入网、离网时间高度贴合。在该区域内设置 3 座 EV 充电站, 其中两座为 V2G 充电站, 一座为仅充电站, 可容纳 EV 数量分别为 1000 辆、500 辆与 500 辆。具体参数如表 1 所示。

表 1 各充电站内 EV 参数

Table 1 EV parameters at each charging station

充电站名称	电池容量/kWh	最大充放电功率/kW	电池损耗系数	电池更换成本/元	容纳 EV 数量/辆
V2G 充电站 1	75	7.7	0.0063	35 000	1000
V2G 充电站 2	75	7.7	0.0063	35 000	500
充电站 3	75	7.7	0.0063	35 000	500

本文充电价格采用固定分时电价, 碳配额价格为 0.20 元/kg。峰谷平电价以浙江杭州一般的充电价格为标准制定, 峰时段电价为 1.19 元/kWh, 平时段电价为 0.99 元/kWh, 谷时段电价为 0.69 元/kWh,

具体时段划分如表 2 所示, 动态碳排放因子与分时电价曲线如图 2 所示。

表 2 EV 充电分时电价

Table 2 Time of use electricity price for EV charging

时段	时间	价格/(元/kWh)
谷	00:00—07:00	0.69
平	07:00—10:00	0.99
峰	10:00—15:00	1.19
平	15:00—18:00	0.99
峰	18:00—21:00	1.19
平	21:00—22:00	0.99
谷	22:00—24:00	0.69

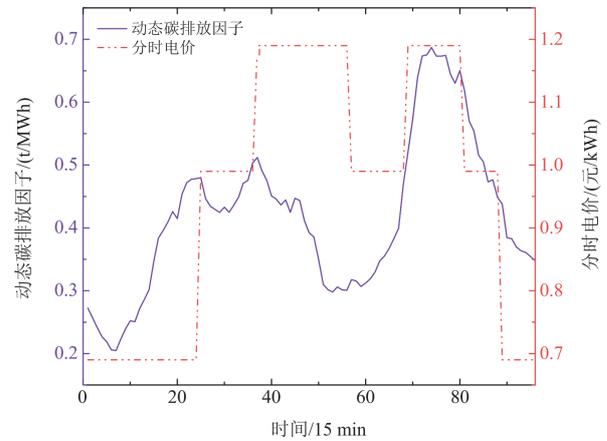


图 2 动态碳排放因子与固定分时电价曲线

Fig. 2 Dynamic carbon emission factor and fixed time-of-use electricity price curve

图 2 是通过 3 个充电站内 EV 的无序充电负荷得到的配电网日动态碳排放因子, 作为低碳需求响应机制的“碳引导”信号, 图中红色虚线为基于浙江杭州一般充电价格的分时电价曲线。

5.2 仿真结果

1) 各主要场景对比分析

为验证本文基于动态碳排放因子的低碳需求响应机制的有效性, 设置如下 3 个场景。场景 1: 固定峰谷分时电价 + 动态碳排放因子; 场景 2: 固定峰谷分时电价 + 固定碳排放因子; 场景 3: 固定峰谷分时电价。并在 3 个场景下分别进行有序充放电调度。为了明显体现出从“碳”视角出发的需求响应机制的有效性与可行性, 本文在场景 1 与场景 2 中均设置碳配额激励的优化权重系数为 0.9。定义 V2G 响应度为参与 V2G 放电的 EV 数量占 EV 总量的比值^[7], 为体现出实际情况下不同 EV 用户对于低碳需求响应与放电的参与意愿不同, 本文在场景 1、场景 2 与场景 3 中分别设定 3 个充电站内愿意参

与需求响应的 EV 数量占总体的 85%，V2G 响应度为 80%。3 个场景下的优化结果分别如图 3、图 4 所示。

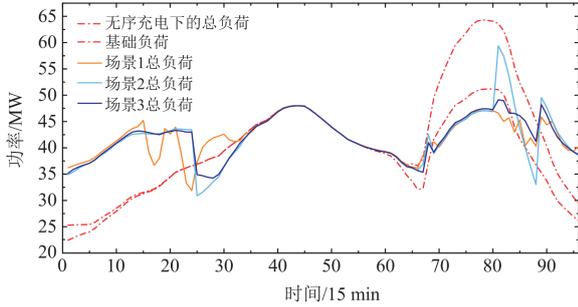


图 3 不同场景下的充放电优化调度效果对比

Fig. 3 Comparison of optimal scheduling effects of charging and discharging in different scenarios

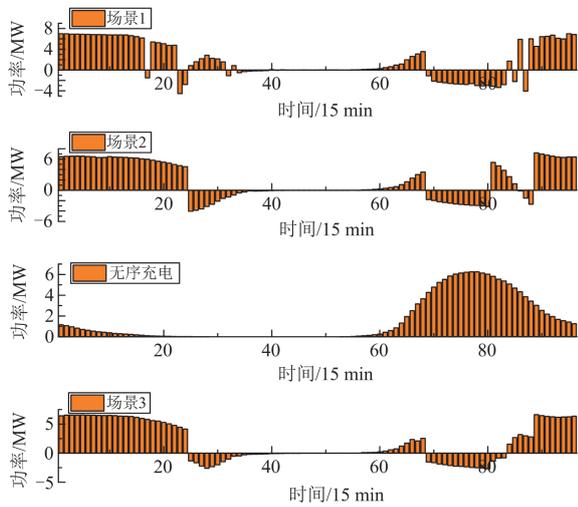


图 4 V2G 充电站 1 各场景下的充电负荷对比

Fig. 4 Comparison of charging load in various scenarios of V2G charging station 1

由图 3 与图 4 可以看出，在无序充电时，大部分用户都集中在 16:30 左右接入后进行充电，于 23:30 基本可充满。但这一充电规律与配电网基础负荷用户的用电习惯一致，导致了峰峰叠加现象，增大了峰谷差。而在场景 1 下对 3 个充电站的充电负荷进行优化调度后可看出，基于动态碳排放因子引导的低碳需求响应机制能够有效平抑负荷曲线波动。在“碳”视角下，基础负荷高峰时段即为碳高峰时段，在时变的碳排放因子的引导下，用户在碳高峰时段接入后静默或放电，在低碳时段(负荷低谷)时段进行充电，使原本处于峰时段的柔性充电负荷向低谷时段转移，在降低碳排放的过程中实现了削峰填谷。

而通过场景 2 与场景 3 的优化调度结果可以看出，EV 充电负荷的转移主要是基于峰谷分时电价

需求响应的结果。由于固定碳排放因子在任何时段都是固定值，故不具备作为低碳需求响应机制“碳信号”的条件，表 3 对不同场景下的优化调度结果数据进行了定量对比。

表 3 不同场景下优化调度后定量对比

Table 3 Quantitative comparison of optimal scheduling in different scenarios

场景	充电站 1 内 EV 充 电成本/元	充电站 2 内 EV 充 电成本/元	充电站 3 内 EV 充 电成本/元	总充电 成本/元	EV 集群 碳排放 量/kg	峰谷 差/ MW
无序 充电	35 197	17 589	21 377	74 163	41 506	39.04
场景 1	20 572	10 533	15 980	47 085	20 746	19.97
场景 2	21 912	11 109	17 176	50 198	51 076	28.52
场景 3	19 430	9554	16 069	45 053	23 965	14.88

由表 3 可以看出，在总充电量基本一致的情况下，在场景 1 下低碳需求响应调度能够显著的降低各个充电站用户的充电成本与 EV 集群的碳排放量。其中场景 3 下的总充电成本与负荷峰谷差最低，场景 1 下 EV 集群碳排放量最低。场景 1 下总充电成本较场景 2 降低了近 6.6%，较无序充电降低了近 36.5%；EV 集群整体碳排放量较场景 2 下降了近 59.4%，较场景 3 下降了近 13.4%，较无序充电降低了约 50%；峰谷差也分别较场景 2 与无序充电情况下降低了近 30%与 48.8%。

EV 响应低碳需求前后的峰值时段(第 72 时段)的各节点的节点碳势情况如图 5 与图 6 所示。

由图 5 与图 6 可以看出，EV 充电负荷在场景 1 的条件下进行优化调度后，能够在高峰时段降低大部分节点的节点碳势，从而降低此时段的整体碳排放，原因是 EV 基于电网侧公布的动态碳排放因子

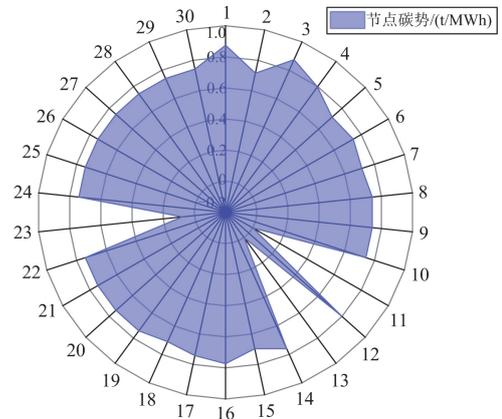


图 5 无序充电后高峰时段各节点的节点碳势

Fig. 5 Node carbon potential of each node during peak hours after disorderly charging

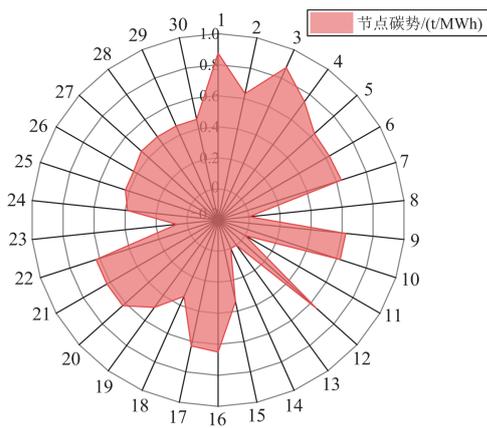


图 6 场景 1 优化调度后高峰时段各节点的节点碳势
Fig. 6 Carbon potential of each node during peak hours after scheduling optimization in Scenario 1

作为引导信号进行有序充放电调控, 在高峰时段将原始无序充电负荷转移到其他时段甚至参与 V2G 放电, 通过源随荷动而导致高峰时段源侧出力下降, 从而降低了各个负荷节点的节点碳势, 进而实现“源-荷互动”。

为考虑更复杂的实际情况, 本文基于不同季节下的新能源出力数据, 从夏、冬季两个季节分析低碳需求响应机制在季节性上的影响。两个季节下的优化结果如图 7 所示, 优化数据见表 4。

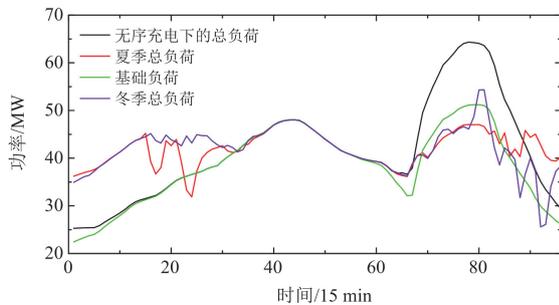


图 7 不同季节下充放电优化调度结果对比
Fig. 7 Comparison of optimal scheduling results for charging and discharging in different seasons

表 4 不同季节下优化调度后定量对比

Table 4 Quantitative comparison of optimal scheduling in different seasons

场景	充电站 1 内 EV 充 电成本/ 元	充电站 2 内 EV 充 电成本/ 元	充电站 3 内 EV 充电成 本/元	总充电 成本/ 元	EV 集群 碳减排 量/kg
夏季	20 572	10 533	15 980	47 085	20 760
冬季	22 504	11 189	16 786	50 479	17 062

从表 4 中调度结果与定量对比分析可以看出, 本文所提方法在不同季节均能起到平抑负荷与降低碳排放的效果, 具有普遍性, 但该方法依赖于区域动态碳排放因子的准确度, 即受到新能源出力波动性影响较大, 在实际运行过程中结合精准的短期与超短期负荷预测及新能源发电预测能够达到更好的效果。

2) 不同权重系数对比分析

为探究低碳需求响应机制与常用的固定分时电价需求响应机制对用户充电行为的影响, 本文在碳配额激励优化权重为 0.9 与 0.1 时分别进行了优化调度, 为凸显不同权重对调度效果的影响, 参与低碳需求响应的意愿度与 V2G 响应度均取 100%, 结果如图 8 所示。

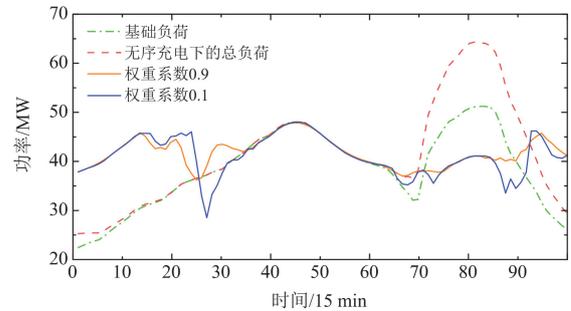


图 8 不同权重系数下充放电优化调度结果对比
Fig. 8 Comparison of optimal scheduling results for charging and discharging under different weight coefficients

由图 8 可以看出, 低碳需求响应机制与分时电价需求响应机制对于平抑负荷波动都有显著效果, 但从“电”视角展开的分时电价响应模式下的负荷曲线落差相较于低碳需求响应机制较大, 如图 3 所示, 这是因为固定分时电价在峰-谷-平变化时段落差较大, 而动态碳排放因子的更新同时与源侧的发电量、负荷侧的负荷大小有关, 故其波动较缓。权重系数为 0.9 时, 各个充电站的能量偏移情况如图 9 所示。

由图 9 可以看出, 在碳配额权重系数为 0.9 的情况下, 3 个充电站均有正向能量偏移, 超额满足了用户的充电需求, 而权重系数为 0.1 时各充电站用户离网电量基本仅达到期望值, 正向能量偏移几乎为 0, 仅能基本满足用户的充电需求。可以得出, 在低碳需求响应机制中用户更倾向于多充电, 以获取更多的碳配额激励。

3) 不同 V2G 响应度对比分析

本节从用户绝对理性的角度分析不同 V2G 响应度大小对削峰填谷效益与降碳效益的影响, 分别在 V2G 充电站 1 和 V2G 充电站 2 参与放电响应度

100%、80%、50%、30%与仅充电 5 个模式下展开充放电优化调度,结果如图 10 所示,具体参数见表 5。

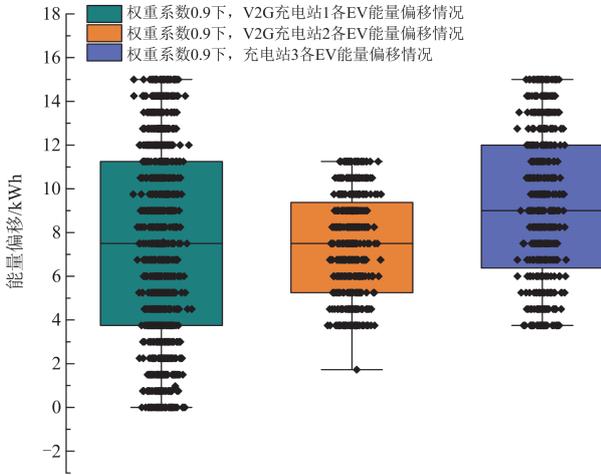


图 9 权重系数为 0.9 下各充电站能量偏移情况
Fig. 9 Energy offset of each charging station with a weight coefficient of 0.9

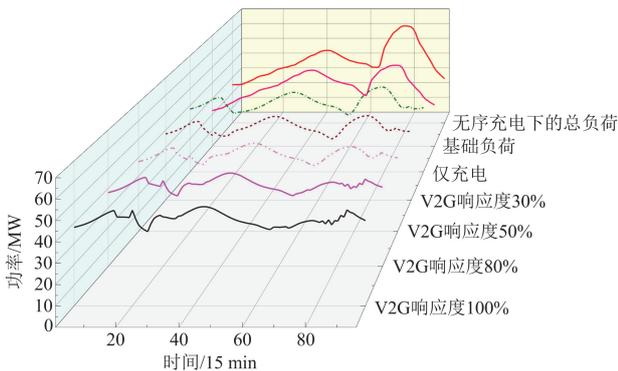


图 10 不同放电参与度下的优化调度结果
Fig. 10 Optimal scheduling results under different discharging participation levels

表 5 不同放电参与度下的优化调度后定量对比

Table 5 Quantitative comparison of optimal scheduling under different discharging participation levels

参与 V2G 响应度/ %	充电站 1 内 EV 充 电成本/ 元	充电站 2 内 EV 充 电成本/ 元	充电站 3 内 EV 充 电成本/ 元	总充电 成本/元	EV 集群 碳排放 量/kg	峰谷 差/ MW
100	16 542	8231	15 115	39 889	12 194	12.03
80	18 534	9168	15 115	42 818	14 308	11.73
50	20 986	10 520	15 115	46 621	17 061	12.21
30	23 061	11 626	15 115	49 803	19 335	13.32
0	25 691	12 844	15 115	53 650	22 113	16.73

由上述结果可以看出, EV 参与 V2G 放电的响应度不同会对优化调度结果造成明显影响。在削峰填谷方面, 峰谷差会随着响应度的降低先减小后逐渐增大, 这与基础负荷和 EV 总充电负荷大小相关, 说明在本文的仿真环境中, 响应度在 80%左右时进行优化调度可以使削峰填谷效益最大化; 充电成本方面, 随着响应度的降低, 各个 V2G 充电站内 EV 的充电成本逐步增加, 其原因是响应度的降低会导致能获得到放电收益的车辆数量降低, 进而使充放电成本增加; 降碳方面, EV 集群的碳排放量由响应度 100%到仅充电之间逐渐升高, 降碳效益逐步降低。

最终可以得出, 在本文所提出的低碳需求响应机制中 V2G 放电参与度与降碳效益成正比关系, 即响应度越高, 降碳效果越强。

6 结论

本文综合考虑了电网侧调峰需求、用户侧充电需求与配电网低碳运行需求, 提出一种基于动态碳排放因子的 EV 低碳需求响应机制, 通过碳排放因子作为“碳信号”引导用户进行有序充放电, 并采用 MATLAB 中的 CPLEX 求解器进行求解。通过对比分析本文策略与现有有序充放电策略的性能差异, 并研究不同权重系数和 V2G 参与度对本文策略的影响, 验证了本文所提低碳需求响应机制的有效性, 并得出以下结论。

1) 相比于固定碳排放因子与固定分时电价的调度策略和无序充电策略而言, 本文所提低碳需求响应机制能够有效降低配电网整体碳排放与负荷峰谷差, 并可以显著降低用户的充电成本。

2) 在该需求响应机制中, 权重系数的选取会对调度结果产生影响。当碳配额权重系数取 0.1 时, 用户的充电成本降低, 但充电量也会随之减小。

3) V2G 放电响应度的大小也会影响调度的结果, 经验证可得随着用户响应度的降低, 其充电成本会随之增高, 降碳效益也会降低, 表明参与放电的 EV 数量越多, 其对降低配电网碳排放量的贡献越明显。

本文对大规模 EV 参与电网有序充放电调度的低碳需求响应机制展开研究, 探究了能够实现降低碳排放、负荷峰谷差与用户充电成本并满足用户充电需求的新机制。在下一步工作中, 将在低碳需求响应机制与新型电价激励政策相结合方面展开研究, 研究 EV 参与电-碳耦合市场下的新型激励机制。

附录 A

新能源机组出力数据分别使用夏季与冬季的典型日风速与光照强度进行拟合, 详细数据见表

A1—表 A4。

表 A1 夏季典型日的风速

Table A1 Wind speed on typical summer days

时刻	风速/(m/s)	时刻	风速/(m/s)	时刻	风速/(m/s)
01:00	5.5	09:00	3.7	17:00	3.6
02:00	5.8	10:00	2.8	18:00	3.5
03:00	5.4	11:00	1.9	19:00	3.8
04:00	4.7	12:00	2.3	20:00	4.1
05:00	3.9	13:00	3.1	21:00	4.5
06:00	3.4	14:00	3.8	22:00	4.7
07:00	3.2	15:00	4	23:00	5.1
08:00	3.4	16:00	3.7	24:00	5.1

表 A2 夏季典型日的光照强度

Table A2 Light intensity on typical summer days

时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)	时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)	时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)
0~22	0	42	849.974	62	869.973
23	2	43	888.973	63	851.974
24	13	44	727.978	64	789.976
25	30.999	45	968.97	65	736.977
26	54.998	46	1002.969	66	662.98
27	70.998	47	1073.967	67	603.982
28	88.997	48	998.969	68	517.984
29	118.996	49	1045.968	69	438.987
30	159.995	50	1085.967	70	384.988
31	195.994	51	1055.968	71	299.991
32	217.993	52	1098.966	72	236.993
33	293.991	53	1112.966	73	180.994
34	346.989	54	1073.967	74	134.996
35	367.989	55	1058.968	75	97.997
36	537.984	56	1032.969	76	65.998
37	597.982	57	1024.969	77	38.999
38	655.98	58	1008.969	78	25.999
39	718.978	59	999.969	79	10
40	768.977	60	961.971	80~96	0
41	813.975	61	915.972	—	—

表 A3 冬季典型日的风速

Table A3 Wind speed on typical winter days

时刻	风速/(m/s)	时刻	风速/(m/s)	时刻	风速/(m/s)
01:00	3.3	09:00	2.2	17:00	3.8
02:00	4.4	10:00	2.4	18:00	3.8
03:00	4.7	11:00	2.9	19:00	3.5
04:00	4.5	12:00	3.2	20:00	3.4
05:00	4.4	13:00	3.2	21:00	3.3
06:00	4.3	14:00	3.3	22:00	3.2
07:00	4.2	15:00	3.4	23:00	3.2
08:00	3.4	16:00	3.6	24:00	3.3

表 A4 冬季典型日的光照强度

Table A4 Light intensity on typical winter days

时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)	时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)	时间/ 15 min	光照强度/ (W/m ²)
0~32	0	46	569	60	449
33	12	47	589	61	408
34	39	48	604	62	364
35	84	49	653	63	314
36	147	50	688	64	271
37	160	51	698	65	228
38	246	52	698	66	182
39	292	53	630	67	132
40	327	54	617	68	34
41	378	55	617	69	24
42	416	56	542	70	14
43	460	57	551	71	2
44	506	58	522	72~96	0
45	533	59	488	—	—

风力发电机组的发电功率与风速之间的关系为^[25]

$$P_{wd} = 0.5\rho A v^3 C_p \quad (A1)$$

式中： P_{wd} 为风电机组发电功率； ρ 为空气密度； A 为风机叶片的扫掠面积； v 为风速； C_p 为风机的风能利用系数。

光伏发电机组的发电功率与光照强度的关系可以表示为^[25]

$$P_{pv} = P_{STC} \frac{G_T}{G_{STC}} [1 - K(T_C - T_t)] \quad (A2)$$

式中： P_{pv} 为光伏电池的输出功率； P_{STC} 为标况下的最大测试功率； G_T 为光伏电池接收到的光照强度； G_{STC} 为标准测试条件下的光照强度，取 1000 W/m²； K 为功率温度控制系数； T_C 为光伏电池温度； T_t 为参考温度，取 25 °C。

光伏电池温度 T_C 由于易受环境温度、光照强度等外界因素影响，其输出特性呈现明显的非线性，故一般根据测试环境温度估算得到^[25]。

$$T_C = T_{amd} + 30 \frac{G_T}{1000} \quad (A3)$$

式中： T_{amd} 为环境温度。

考虑到风电光伏出力的随机性，采用拉丁超立方抽样法^[26]，对基于典型日风速、光照强度拟合出的风、光出力值进行不确定性模拟，各生成 1000 个风电出力与光伏出力场景。为简化计算，再通过 Kantorovich 场景削减法^[26]对场景进行削减。首先确定初始场景集合的一个子集，并给其重新分配场景概率，使保留场景的概率分布与初始场景集合的概率之间的某种概率距离最短，再削减概率小的场景，

并将其加到与其场景的概率距离最近的场景上，最终保留概率最高的 4 个场景，即将 1000 个场景削减为 4 个场景。最终根据这 4 个场景分配的概率对风、光出力进行随机选取。两季节风光出力场景见图 A1—图 A4。

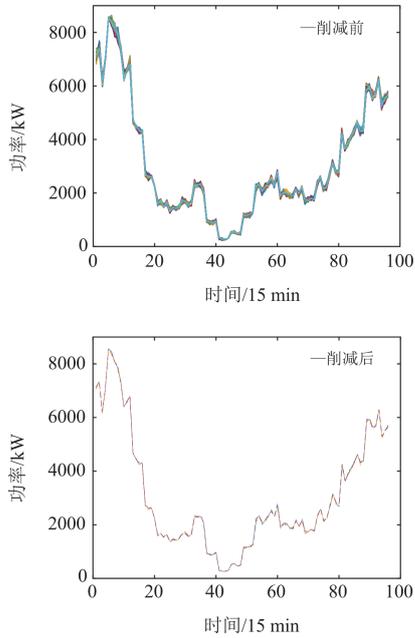


图 A1 夏季削减前后的风电出力场景
Fig. A1 Wind power output scenarios before and after reduction in summer

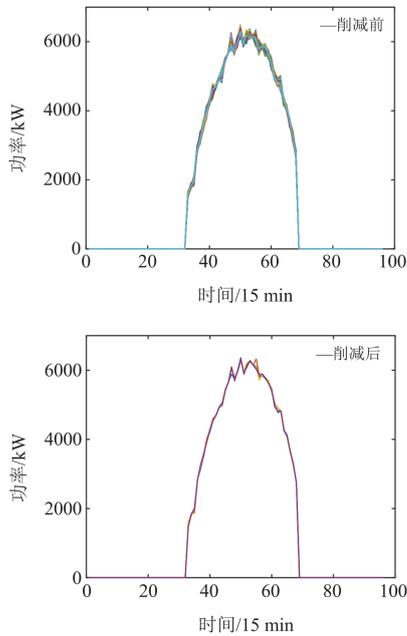


图 A2 夏季削减前后的光伏出力场景
Fig. A2 Photovoltaic output scenarios before and after reduction in summer

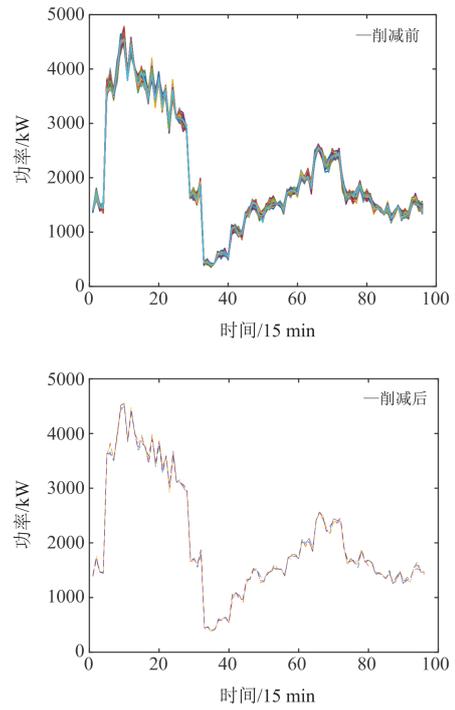


图 A3 冬季削减前后的风电出力场景
Fig. A3 Wind power output scenarios before and after reduction in winter

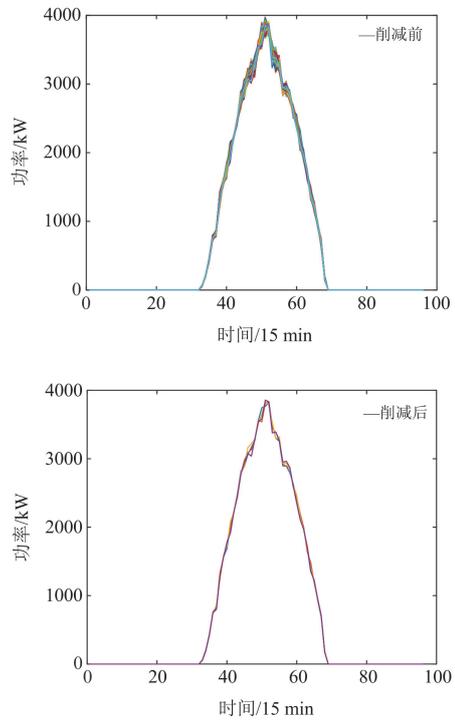


图 A4 冬季削减前后的光伏出力场景
Fig. A4 Photovoltaic output scenarios before and after reduction in winter

因为新能源的实际出力受到气象条件、设备故障、天气变化的影响, 其实际出力与预测出力之间可能存在误差, 为模拟实际新能源出力的场景, 提高调度精准度, 令风、光实际输出功率为场景削减后的预测值与误差值之和。

$$P_{wd,t}^r = P_{wd,t}^f + \lambda_{wd,t} \quad (A4)$$

$$P_{pv,t}^r = P_{pv,t}^f + \lambda_{pv,t} \quad (A5)$$

式中: $P_{wd,t}^r$ 、 $P_{pv,t}^r$ 分别为 t 时段内风、光实际输出功率; $P_{wd,t}^f$ 、 $P_{pv,t}^f$ 分别为 t 时段内场景生成与削减后的风、光预测输出功率; $\lambda_{wd,t}$ 、 $\lambda_{pv,t}$ 分别为 t 时段内风、光输出功率预测误差, 二者均服从均值为 0、标准差为 0.2 的正态分布。

参考文献

- [1] 胡俊杰, 陆家悦, 马文帅, 等. 面向电网调峰的电动汽车聚合商多层级实时控制策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(22): 84-95.
HU Junjie, LU Jiayue, MA Wenshuai, et al. Multi-layered real-time control strategy for electric vehicle aggregators aimed at grid peak shaving[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(22): 84-95.
- [2] 林卉, 周一辰, 李永刚, 等. 基于电动汽车两阶段充电站分配的聚合商定价方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(21): 44-56.
LIN Hui, ZHOU Yichen, LI Yonggang, et al. Aggregator pricing methodology based on two-stage charging station allocation for electric vehicles[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21): 44-56.
- [3] 谢仕炜, 陈铠悦, 张亚超, 等. 考虑需求弹性的电力-交通网络双层博弈模型—基于拟变分不等式[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(6): 2185-2197.
XIE Shiwei, CHEN Kaiyue, ZHANG Yachao, et al. A two-layer game model for power-transportation coupled networks considering demand elasticity—based on quasi-variational inequalities[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(6): 2185-2197.
- [4] 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.
- [5] ZHANG Liang, YIN Qingbo, ZHANG Zhihui, et al. A wind power curtailment reduction strategy using electric vehicles based on individual differential evolution quantum particle swarm optimization algorithm[J]. Energy Reports, 2022, 8: 14578-14594.
- [6] 黄学良, 刘永东, 沈斐, 等. 电动汽车与电网互动: 综述与展望[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 3-23.
HUANG Xueliang, LIU Yongdong, SHEN Fei, et al. Vehicle to grid: review and prospect[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 3-23.
- [7] 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 for coordinated charging and discharging of EVs based on PSO algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1837-1852.
- [8] 赵玉, 徐天奇, 李琰, 等. 基于分时电价的电动汽车调度策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 92-101.
ZHAO Yu, XU Tianqi, LI Yan, et al. Research on electric vehicle scheduling strategy based on time-shared electricity price[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 92-101.
- [9] LAI Shuying, QIU Jing, TAO Yuechuan, et al. Pricing for electric vehicle charging stations based on the responsiveness of demand[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(1): 530-544.
- [10] ZHAO Zhonghao, LEE C K M. Dynamic pricing for EV charging stations: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(2): 2456-2468.
- [11] 邓衍辉, 李剑, 卢国强, 等. 考虑分区域动态电价机制引导的电动汽车充电优化策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 33-44.
DENG Yanhui, LI Jian, LU Guoqiang, et al. Charging optimization strategy of electric vehicles guided by the dynamic tariff mechanism of a subregion[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 33-44.
- [12] ZHANG Liang, YIN Qingbo, ZHU Wenwei, et al. Research on the orderly charging and discharging mechanism of electric vehicles considering travel characteristics and carbon quota[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(2): 3012-3027.
- [13] 张良, 黄久鸿, 戚佳金, 等. 计及碳配额的电动公交车-配电网协同优化调度策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(12): 48-57.
ZHANG Liang, HUANG Jiuhong, QI Jiajin, et al. Cooperative optimal scheduling strategy for distribution network with electric buses considering carbon quota[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(12): 48-57.
- [14] 梁宁, 方茜, 徐慧慧, 等. 基于节点碳势需求响应的电

- 力系统双层优化调度[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(9): 44-53.
- LIANG Ning, FANG Qian, XU Huihui, et al. Bi-level optimal dispatch of power system based on demand response considering nodal carbon intensity[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(9): 44-53.
- [15] 张晓萱, 薛松, 许野, 等. 考虑可调节负荷减碳降碳价值的需求响应运行决策模型[J]. 中国电力, 2024, 57(11): 151-160.
- ZHANG Xiaoxuan, XUE Song, XU Ye, et al. Operational decision model for demand response considering carbon reduction value of adjustable load[J]. Electric Power, 2024, 57(11): 151-160.
- [16] 叶宇静, 邢海军, 米阳, 等. 考虑低碳需求响应及主从博弈的综合能源系统低碳优化调度[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(9): 34-43.
- YE Yujing, XING Haijun, MI Yang, et al. Low-carbon optimal scheduling of integrated energy system considering low-carbon demand response and Stackelberg game[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(9): 34-43.
- [17] 李姚旺, 张宁, 杜尔顺, 等. 基于碳排放流的电力系统低碳需求响应机制研究及效益分析[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2830-2842.
- LI Yaowang, ZHANG Ning, DU Ershun, et al. Mechanism study and benefit analysis on power system low carbon demand response based on carbon emission flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2830-2842.
- [18] 周天睿, 康重庆, 徐乾耀, 等. 电力系统碳排放流分析理论初探[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(7): 38-43, 85.
- ZHOU Tianrui, KANG Chongqing, XU Qianyao, et al. Preliminary theoretical investigation on power system carbon emission flow[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(7): 38-43, 85.
- [19] 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 Chongqing, XU Qianyao, 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.
- [20] WU Xingping, YANG Wei, ZHANG Ning, et al. A distributed computing algorithm for electricity carbon emission flow and carbon emission intensity[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(2): 138-146.
- [21] 孙志媛, 孙艳, 刘默斯, 等. 考虑碳流需求响应的电力系统低碳运行策略[J]. 中国电力, 2023, 56(11): 95-103.
- SUN Zhiyuan, SUN Yan, LIU Mosi, et al. Low-carbon operation strategy of power system considering carbon flow demand response[J]. Electric Power, 2023, 56(11): 95-103.
- [22] YUAN Quan, YE Yujian, TANG Yi, et al. Low carbon electric vehicle charging coordination in coupled transportation and power networks[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(2): 2162-2172.
- [23] 康重庆, 程耀华, 孙彦龙, 等. 电力系统碳排放流的递推算法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(18): 10-16.
- KANG Chongqing, CHENG Yaohua, SUN Yanlong, et al. Recursive calculation method of carbon emission flow in power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(18): 10-16.
- [24] 鲍志远, 胡泽春. 大规模电动汽车充换电设施可调节能力聚合评估与预测[J/OL]. 中国电机工程学报: 1-15 [2024-09-20]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240332>
- BAO Zhiyuan, HU Zechun. Aggregated assessment and prediction of adjustable capacity for large-scale electric vehicle charging and battery swapping facilities[J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-15[2024-09-20]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240332>
- [25] 王守相, 王栋, 韩亮. 考虑不确定性的微网日前经济优化调度区间线性规划方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(24): 5-11, 47.
- WANG Shouxiang, WANG Dong, HAN Liang. Interval linear programming method for day-ahead optimal economic dispatching of microgrid considering uncertainty[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(24): 5-11, 47.
- [26] 王俊伟, 任艺, 郭尊, 等. 基于综合需求响应和奖惩阶梯型碳交易的综合能源系统优化调度[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(7): 2177-2187.
- WANG Junwei, REN Yi, GUO Zun, et al. Optimal scheduling of integrated energy system considering integrated demand response and reward and punishment ladder carbon trading[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(7): 2177-2187.

收稿日期: 2024-09-28; 修回日期: 2025-03-09

作者简介:

张 良(1985—), 男, 博士, 教授, 研究方向为车-网耦合互动、储能系统优化调度; E-mail: xiaozhanghit@163.com

王殿彬(2000—), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为车-网低碳充放电调控; E-mail: bzhzwdj@163.com

戚佳金(1979—), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为智能用电及电动汽车充换电技术。E-mail: 1594886192@qq.com

(编辑 石晋美)