

# 基于场景生成方法的配电网运营商主从博弈定价与电动汽车充电管理策略

朱继忠<sup>1</sup>, 何子浩<sup>1</sup>, 郑洁云<sup>2</sup>, 董瀚江<sup>3</sup>

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510640; 2. 国网福建省电力有限公司经济技术研究院, 福州 350013; 3. 香港理工大学电机及电子工程学系, 香港 999077)

**摘要:** 面向配电网环境下智能台区内部灵活性可调资源, 提出了一种基于场景生成方法的配电网运营商主从博弈定价与电动汽车(electric vehicle, EV)充电管理策略, 以引导用户侧灵活性资源通过市场化手段实现与配电网的高效互动。首先针对EV负荷, 基于条件密度网络(conditional density networks, CDNs), 采用Gibbs抽样方法得到计及EV用户多类型充电特征联合概率分布的负荷预测结果, 同时构建EV聚合模型以降低模型维度; 在配电网环境下得到基于二阶锥最优潮流模型的配网节点电价(distribution locational marginal pricing, DLMP), 在此基础上构建配电网运营商主从博弈定价策略与用户侧激励机制; 利用Karush-Kuhn-Tucker (KKT)条件和最优对偶理论将主从博弈双层模型转化为混合整数线性规划问题进行求解, 最终得到全局最优定价策略, 并采用功率分配模块实现EV用户充电功率的合理分配。基于改进IEEE 33节点配电系统的算例仿真结果验证了所提策略的有效性。

**关键词:** 配电网运营商; 智能台区; 场景生成; 主从博弈; 充电管理; KKT条件

## Stackelberg Game Pricing Strategy and EV Charging Management for Distribution Network Operator Based on Scenario Generation Method

ZHU Jizhong<sup>1</sup>, HE Zihao<sup>1</sup>, ZHENG Jieyun<sup>2</sup>, DONG Hanjiang<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;  
2. Economic and Technological Research Institute, State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou 350013, China;  
3. Department of Electrical Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

**Abstract:** Facing the flexible and adjustable resources inside the intelligent distribution area of distribution network, a Stackelberg game pricing strategy and electric vehicle (EV) charging management strategy for distribution network operator based on scenario generation method is proposed to guide the user-side flexible resources to realize efficient interaction with the distribution network through market-oriented means. Firstly, based on conditional density networks (CDNs), Gibbs sampling method is used to predict EV load, which takes into account the joint probability distribution of EV users' charging characteristics, and EV aggregation model is constructed to reduce the model dimension. The distribution locational marginal pricing (DLMP) based on the second-order conical optimal power flow model of distribution network is obtained, and on this basis, the Stackelberg game pricing strategy and user-side incentive mechanism of distribution network operator are constructed. The bi-level Stackelberg game model is transformed into a mixed-integer linear programming problem using the Karush-Kuhn-Tucker (KKT) conditions and optimal duality theory for solution, and finally the global optimal pricing strategy is obtained, and the power allocation module is used to realize the reasonable distribution of charging power for EV users. Simulation results based on improved IEEE 33-node power distribution system verify the effectiveness of the proposed strategy.

**Key words:** distribution network operator; intelligent distribution area; scenario generation; Stackelberg game; charging management; Karush-Kuhn-Tucker condition

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(52177087); 国网福建经研院2025年科技项目“电动汽车聚合商与分布式可再生能源协同优化技术研究”(SGFJJY00NYJS2500035)。

**Foundation item:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (52177087); State Grid Fujian Economic Research Institute's 2025 Science and Technology Project(SGFJJY00NYJS2500035).

## 0 引言

随着能源转型与电力市场改革的深化,配电台区作为电力系统直接面向用户的最后一个环节,其信息化、智能化建设逐渐让配电系统从传统供电模式向智能互动化方向加速演进<sup>[1]</sup>。一方面,柔性负荷、储能及电动汽车(electric vehicle, EV)等灵活性资源的规模化接入使智能台区具备多能协同与灵活性资源调控潜力,但新能源出力波动性、EV无序充电等情况也使配电网在安全、经济运行方面面临诸多挑战<sup>[2-4]</sup>;另一方面,国家能源局于2024年2月发布《关于新形势下配电网高质量发展的指导意见》(发改能源[2024]187号),文件鼓励分布式新能源、EV充电设施等多样化资源平等参与市场交易,推动包括工商业用户在内的用电侧资源深度参与配电侧市场交易<sup>[5]</sup>。因此,在市场环境下构建以价格信号为核心的多样化资源用电行为引导机制对提升配电网安全经济运行能力和配电侧市场活力具有重要研究意义。

在当前电力市场改革背景下,用户侧资源受市场准入规则限制,通常通过配电网运营商、售电公司和负荷聚合商等中介主体参与电力市场交易<sup>[6-8]</sup>。其中以市场价格为引导的主从博弈定价策略已有较多研究,其核心在于通过博弈机制协调多方利益,实现定价策略下市场参与主体与个体收益的均衡。文献[9]面向社区综合能源系统建立一主多从的分布式协同优化模型。文献[10]考虑共享储能商业模式,建立计及储能调频与寿命损耗的多套餐共享储能主从博弈模型,同时建立独立发电商分布鲁棒优化模型以考虑风电不确定性。文献[11]针对共享储能商业模式下收益结构单一的问题提出储能增值服务模式,建立储能运营商主从博弈定价模型。然而上述文献采用遗传算法、粒子群算法等智能算法进行模型求解,容易陷入局部最优解,相较于传统优化方法在模型最优解的可靠性和稳定性上存在不足。文献[12]基于主从博弈提出了一种智能小区代理商的定价策略及EV充电管理方法。文献[13-14]在能源互联网的基础上提出多能耦合的综合能源系统定价与管理策略,利用(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件和最优对偶理论将主从博弈双层模型转化为混合整数线性规划问题进行求解,得到全局最优定价策略,但未将基于用户侧需求响应的激励机

制纳入考虑。同时,KKT转化方法在处理下层大规模问题时可能面临计算复杂度高、求解时间长等问题。上述文献对下层模型进行了较多的简化,未对如何有效解决海量灵活性资源下模型的可扩展性问题进行深入探讨。

在配电网用户侧灵活性资源日益丰富的趋势下,基于配电网网络安全约束的配网节点电价(distribution locational marginal pricing, DLMP)能够体现电力的空间和时间价值,为市场主体提供更精准的价格信号作为激励定价的基础<sup>[15-16]</sup>。文献[17]基于配电网二阶锥最优潮流模型得到DLMP作为定价、激励价格参考值,在引导EV用户有序充电的同时提高配电网的运行效率和可靠性。此外,EV充电负荷预测作为配电网规划与控制运行、EV与交通系统等系统协调研究的基础<sup>[18]</sup>同时也是主从博弈定价博弈双方策略制定的基础,其预测研究主要集中于基于充电负荷时间和空间分布特性的整体预测。在定价领域的研究中,多数文献采用基于EV单充电特征的概率分布的方法生成EV充电负荷<sup>[19-21]</sup>,如假定EV入网时间、离网时间均服从正态分布,但忽略了各充电特征之间的联系,难以捕捉充电行为的多维特征及其时空依赖关系。

在上述背景下,本文首先通过定价交易机制阐明配电网运营商与智能台区主从博弈关系。其次,针对EV负荷提出基于条件密度网络(conditional density networks, CDNs)-Gibbs抽样的场景生成方法,获取计及EV充电特征联合分布概率的预测结果,并建立EV充电功率聚合与分配模型,在降低下层响应模型维度和KKT转化难度的同时实现聚合功率的公平分配。然后,在配电网二阶锥最优潮流优化模型基础上得到DLMP作为配电网运营商激励机制定价基础,精准激励灵活性资源参与需求响应,优化负荷分布、缓解网络拥塞,提升配电网运行的安全性和经济性。最后,利用KKT条件与最优对偶理论将配电网主从博弈定价的双层模型转化为混合整数线性规划问题,并借助商业求解器实现高效求解,实现配电网运营商与智能台区用户收益、成本的均衡优化。

## 1 配电网环境下主从博弈定价交易机制

多主体交互层次下主从博弈定价交易框架如图1所示。该框架主要包含配电网运营商和各智能台区

及其内部多类型用电资源。其中,配电网运营商在配电区域内配备光伏及微型燃油机组作为发电备用,同时各智能台区面向纳入电力市场交易范围内的工商业用户,通过实时检测和智能化管理平台,具备其业务范围内的EV、储能及柔性负荷资源管控能力。各智能台区内部多类型用电资源通过配电网运营商间接参与电力市场电量交易,并在配电网运营商提供的定价套餐基础上购电。对于配电区域内暂未参与市场交易的工商业用户,则通过电网企业代理购电以单一制电价结算方式满足自身用电需求。

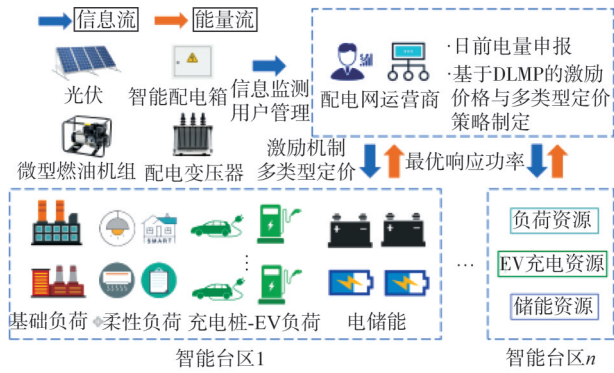


图1 配电网环境下主从博弈定价交易框架

Fig. 1 Framework of stackelberg game - based pricing strategy in distribution network

在日前阶段,配电网运营商结合区域内发电资源,通过参与电力现货市场进行购电以满足区域智能台区用电需求,同时考虑其网络潮流安全约束,以系统运行成本最小化或社会福利最大化为优化目标,以DLMP作为基准面向各智能台区制定多类型定价策略及需求响应激励机制。在配电网运营商定价策略下,除工商业基础负荷外,各智能台区内部灵活性资源包括EV、储能和柔性负荷通过智能配电箱实现用户侧用能管理,以用电成本最小为目标跟随定价改变其用电行为,以此得到定价策略下的最优响应功率,配电网运营商及各智能台区间构成的主从博弈关系。各智能台区之间属于平级非合作博弈关系,且在所考虑配电网网络拓扑下各智能台区不存在互联线路,故智能台区间的能量交互不在本文考虑范围内。

## 2 场景生成方法与EV聚合模型

### 2.1 基于CDNs-Gibbs抽样的场景生成方法

针对于EV用户多类型预测指标,包括入网剩

余电量(state of charge, SOC)、离网SOC、入网时间、充电时长、电池容量及充电月份,考虑其不同特征间的关联性,采用Gibbs抽样从高维联合概率分布中生成样本,从而实现EV负荷预测,其抽样步骤表示如下。

#### 1) 初始化

随机选取初始值:

$$X^{(0)} = (x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) \quad (1)$$

式中:  $x_n^{(0)}$  为第  $n$  个充电特征第 0 次迭代的值;  $X^{(0)}$  为第 0 次迭代样本。

#### 2) 迭代采样

在每轮迭代流程中,依次从每个变量的已知条件分布中采样。

$$\begin{cases} x_1^{(m)} \sim P(x_1 | x_2^{(m-1)}, x_3^{(m-1)}, \dots, x_n^{(m-1)}) \\ x_2^{(m)} \sim P(x_2 | x_1^{(m)}, x_3^{(m-1)}, \dots, x_n^{(m-1)}) \\ \dots \\ x_n^{(m)} \sim P(x_n | x_1^{(m)}, x_3^{(m)}, \dots, x_{n-1}^{(m)}) \end{cases} \quad (2)$$

式中  $P(\cdot)$  为变量条件分布。

#### 3) 收敛

经过足够次数的迭代后,第  $m$  次迭代样本  $X^{(m)}$  会接近目标联合分布。本文所提场景生成技术的预测流程如图 2 所示。

如图 2 所示,本文采用CDNs获取上述各充电特征在给定其他特征条件下的分布相关参数。具体而言,对于SOC等0~1范围变量和入网时间等连续变量的条件分布概率参数分别遵循Beta分布<sup>[22]</sup>和高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)分布<sup>[23]</sup>;对于电池容量、充电月份等类别数量较小的离散变量则采用Softmax层将模型输出映射为离散变量的概率分布。为了凸显定价措施下价格信号的调控作用,本文主要选取慢充用户作为预测和调控对象。网络结构、训练参数及各分布模型参考文献[22-24]。在训练过程中,各充电特征首先通过嵌入层转换为高维密集向量表示,以捕捉特征之间的复杂关系。随后,这些向量通过多层全连接层进行特征提取,并结合批量归一化层规范化每层的输入,减少内部协变量偏移,从而加快收敛速度并提高模型的稳定性。最终,网络输出各类概率分布参数并在此基础上进行Gibbs抽样得到计及多类EV负荷充电特征联合概率分布的负荷预测结果。

在预测精度量化方面,采用均方误差(mean

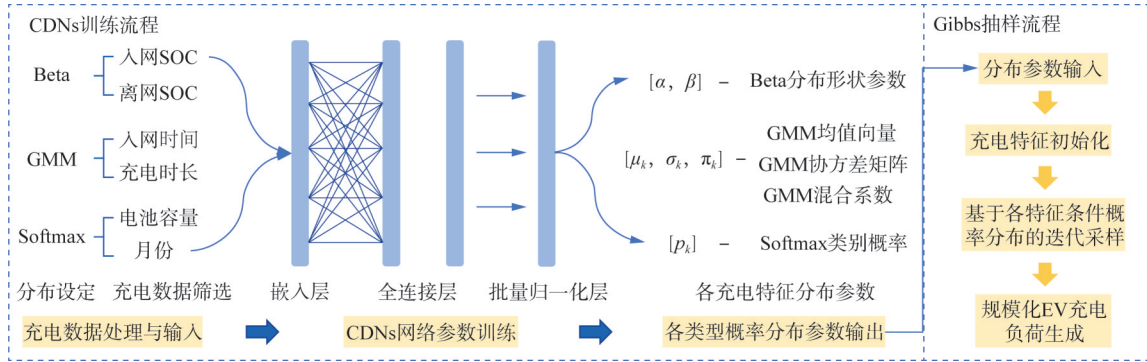


图2 基于场景生成技术的EV负荷预测流程

Fig. 2 Forecasting process of EV loads based on scenario generation technology

squared error, MSE)和 $R^2$ 分数(R-squared)作为评价指标,其计算方式如式(3)所示。

$$\begin{cases} M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $M_{SE}$ 和 $R^2$ 分别为均方误差和 $R^2$ 分数评价指标; $y_i$ 为第*i*个数据点的实际值; $\hat{y}_i$ 为第*i*个数据点的预测值; $n$ 为数据点的数量; $\bar{y}$ 为实际值的平均值。

此外,本文采用(mann-whitney U, MWU)检验和(kolmogorov-smirnov, KS)检验作为评价指标,以验证模型在非稳态数据下的泛化能力及概率统计显著性优势,两类非参数统计检验方法的计算公式如式(4)所示。

$$\begin{cases} U = \min(U_1, U_2), U_k = n_1 n_2 + \frac{n_k(n_k + 1)}{2} - R_k \\ D_{n,m} = \sup |F_n(x) - G_m(x)| \end{cases} \quad (4)$$

式中: $U$ 和 $U_k$ 分别为最终检验统计量和第*k*独立样本基于秩和计算的统计量; $U_1$ 、 $U_2$ 分别为第1、2独立样本基于秩和计算的统计量; $n_k$ 和 $R_k$ 分别为第*k*独立样本的样本量和秩和; $D_{n,m}$ 为KS统计量; $F_n(x)$ 和 $G_m(x)$ 分别为第*n*和第*m*两个独立样本的经验累积分布函数; $\sup$ 表示取最大值。

## 2.2 EV聚合模型

考虑到单体EV入网、离网时间差异,引入辅助变量将单体充电约束扩充至全时段<sup>[25]</sup>,并基于闵可夫斯基加法构建聚合模型,以降低模型维度,有效解决KKT单层化所面临的可扩展性问题。

$$u_{n,i,t}^{EV} = \begin{cases} 1, & t \in [t_{n,i}^{arr}, t_{n,i}^{dep}] \\ 0, & t \notin [t_{n,i}^{arr}, t_{n,i}^{dep}] \end{cases} \quad (5)$$

$$P_{n,t,max}^{EVA,c} = \sum_{i \in I} P_{n,i,max}^{EV,c} u_{n,i,t}^{EV} \quad (6)$$

$$S_{n,t,max}^{EVA} = \sum_{i \in I} S_{n,i,max}^{EV} u_{n,i,t}^{EV} \quad (7)$$

$$S_{n,t,min}^{EVA} = \sum_{i \in I} S_{n,i,min}^{EV} u_{n,i,t}^{EV} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta S_{n,t}^{EVA} = & \sum_{i \in I} S_{n,i,t}^{arr} u_{n,i,t}^{EV} (u_{n,i,t}^{EV} - u_{n,i,t-1}^{EV}) - \\ & S_{n,i,t}^{dep} u_{n,i,t-1}^{EV} (u_{n,i,t-1}^{EV} - u_{n,i,t}^{EV}) \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $u_{n,i,t}^{EV}$ 为辅助变量; $I$ 为第*n*智能台区中的EV数量; $t_{n,i}^{dep}$ 和 $t_{n,i}^{arr}$ 分别为第*n*智能台区中第*i*辆EV离网、入网时间; $P_{n,t,max}^{EVA,c}$ 为第*n*智能台区EV集群在*t*时段充电功率上限; $P_{n,i,max}^{EV,c}$ 为单体EV充电功率上限; $S_{n,i,max}^{EV}$ 和 $S_{n,i,min}^{EV}$ 分别为第*n*智能台区中第*i*辆EV电量上、下限; $S_{n,t,max}^{EVA}$ 和 $S_{n,t,min}^{EVA}$ 分别为第*n*智能台区EV集群在*t*时段电量上、下限; $S_{n,i,t}^{arr}$ 和 $S_{n,i,t}^{dep}$ 分别为第*n*智能台区中第*i*辆EV入网电量和离网电量; $\Delta S_{n,t}^{EVA}$ 为EV入网、离网导致的电量变动。

EV集群的能量状态(state of energy, SOE)及充放电约束表示如下。

$$0 \leq P_{n,t}^{EVA,c} \leq \min(P_{n,t,max}^{EVA,c}, P_{n,t,max}^{T,c}) \quad (10)$$

$$S_{n,t,min}^{EVA} \leq S_{n,t}^{EVA} \leq S_{n,t,max}^{EVA} \quad (11)$$

$$S_{n,t}^{EVA} = \Delta S_{n,t}^{EVA} + S_{n,t-1}^{EVA} + \eta_c^{EV} P_{n,t}^{EVA,c} \Delta t \quad (12)$$

$$S_{n,t}^{EVA} \geq S_{n,t}^{EVA,dep} \quad (13)$$

式中: $P_{n,t}^{EVA,c}$ 和 $P_{n,t,max}^{T,c}$ 分别为第*n*智能台区EV集群在*t*时刻充电功率和配电变压器分配功率上限; $S_{n,t}^{EVA}$ 和 $S_{n,t}^{EVA,dep}$ 分别为第*n*智能台区EV集群在*t*时刻的电量和离网期望电量; $\eta_c^{EV}$ 为EV充电效率; $\Delta t$ 为单位时间长度。其中,本文假定EV充电负荷由统一固定容量的配电变压器供电,各智能台区EV充电总功率上限取决于该节点充电桩占比,故 $P_{n,t}^{EVA,c}$

由第  $n$  智能台区装设充电桩占总充电桩的占比决定。

模型求解所得 EV 聚合充电功率将通过包含个体 EV 约束的功率分配模型实现均匀分配, 满足个体 EV 用户充电需求, 如文献[25]所示。

### 3 主从博弈定价策略和用户侧激励机制

#### 3.1 配电网运营商定价模型和用户侧激励机制

本文参考文献[17]配电网二阶锥最优潮流模型, 以配电网运营商系统运行成本最小化为目标, 综合考虑日前现货市场电量交易成本、光伏发电成本及微型柴油机组成本, 以节点有功功率平衡约束的拉格朗日乘子得到配网节点电价  $\lambda_{n,t}^{\text{DLMP}}$ , 并以该价格作为基准, 综合考虑各智能台区定价收益和需求响应激励成本, 为各智能台区制定多类型定价和需求响应激励策略, 函数可表示如下。

$$\max \sum_{t \in T} \{C_n^P - C_n^R\} \quad (14)$$

$$\begin{cases} C_n^P = \sum_{n \in N} \{C_n^{\text{EV}} + C_n^{\text{ES}} + C_n^{\text{L}}\} \\ C_n^{\text{EV}} = (\lambda_{n,t}^P - \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}}) P_{n,t}^{\text{EVA},c} \\ C_n^{\text{ES}} = (\lambda_{n,t}^P - \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}}) P_{n,t}^{\text{ES},c} + \lambda_{n,t}^S P_{n,t}^{\text{ES},d} \\ C_n^{\text{L}} = (\lambda_{n,t}^{\text{PL}} - \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}}) P_{n,t}^{\text{L},'} \\ C_n^{\text{R}} = \lambda_{n,t}^R P_{n,t}^{\text{ES},d} + \lambda_{n,t}^R P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $C_n^P$  和  $C_n^R$  分别为第  $n$  智能台区的定价收益和需求响应激励成本;  $C_n^{\text{EV}}$ 、 $C_n^{\text{ES}}$ 、 $C_n^{\text{L}}$  分别为第  $n$  智能台区 EV、储能及负荷定价收益;  $\lambda_{n,t}^P$ 、 $\lambda_{n,t}^S$  和  $\lambda_{n,t}^{\text{PL}}$  分别为第  $n$  智能台区在  $t$  时刻的充电定价价格、放电服务费和负荷定价价格;  $P_{n,t}^{\text{ES},c}$ 、 $P_{n,t}^{\text{ES},d}$  分别为第  $n$  智能台区中储能能在  $t$  时刻的充电和放电功率;  $P_{n,t}^{\text{L},'}$  为第  $n$  智能台区中负荷资源在  $t$  时刻需求响应后的用电功率;  $\lambda_{n,t}^R$  为配电网运营商为第  $n$  智能台区在  $t$  时段需求响应激励价格;  $P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}}$  为第  $n$  智能台区中柔性负荷在  $t$  时刻的可削减负荷功率。

其中, 多类型定价存在以下定价约束。

$$\lambda_{n,t}^{\text{DLMP}} - c^* \leq \lambda_{n,t}^* \leq \min(\lambda_{n,t}^{\text{DLMP}} + c^*, \lambda_t^{\text{Agent}}) \quad (16)$$

$$\frac{1}{T} \sum_{t \in T} \lambda_{n,t}^* = \lambda_{\text{avg}}^* \quad (17)$$

式中:  $\lambda_{n,t}^*$  和  $c^*$  分别为包含上述充、放电及负荷定价价格和定价价格调整系数, 由各智能台区内部用电资源类型、规模决定;  $\lambda_t^{\text{Agent}}$  为  $t$  时刻企业代理购电价格;  $T$  为时段数量;  $\lambda_{\text{avg}}^*$  为包含充、放电及基础负荷在内的定价平均值, 通常由政府划定, 以规

避智能台区过分逐利行为, 为用户提供保障。

此外, 各智能台区所在节点 DLMP 将同时作为配电网运营商制定用户侧需求响应激励价格的基础, 以反映灵活性资源对电网安全、经济运行的重要性。激励价格下的可削减负荷响应概率依据消费者心理学原理<sup>[26]</sup>, 可表示如下。

$$\lambda_{n,t}^R = \alpha \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}} \quad (18)$$

$$\rho_{n,t} = \begin{cases} 0, \lambda_{n,t}^R \leq \underline{\lambda}^R \\ \frac{\rho_n^{\max}}{\bar{\lambda}^R - \underline{\lambda}^R} (\lambda_{n,t}^R - \underline{\lambda}^R), \underline{\lambda}^R \leq \lambda_{n,t}^R \leq \bar{\lambda}^R \\ \rho_n^{\max}, \lambda_{n,t}^R \geq \bar{\lambda}^R \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\alpha$  为激励系数;  $\rho_{n,t}$  为第  $n$  智能台区中可削减负荷在  $t$  时刻的响应概率;  $\bar{\lambda}^R$  和  $\underline{\lambda}^R$  为激励电价阈值;  $\rho_n^{\max}$  为第  $n$  智能台区中可削减负荷的最大响应概率。其中, 储能放电所带来的电池损耗通过需求响应收益得到补偿, 故本文不将电池放电损耗纳入考虑。

#### 3.2 智能台区最优功率响应模型

各智能台区依据配电网运营商定价策略优化其自身用电行为, 考虑内部 EV 用电成本、储能充放电成本和负荷成本, 以总用电成本最小化作为目标优化其内部可调节资源用电行为, 模型可表示如下。

$$\min \{C_{n,\text{cos}}^{\text{EV}} + C_{n,\text{cos}}^{\text{ES}} + C_{n,\text{cos}}^{\text{L}}\} \quad (20)$$

$$\begin{cases} C_{n,\text{cos}}^{\text{EV}} = \sum_{t \in T} \lambda_{n,t}^P P_{n,t}^{\text{EVA},c} \\ C_{n,\text{cos}}^{\text{ES}} = \sum_{t \in T} \{ \lambda_{n,t}^P P_{n,t}^{\text{ES},c} + (\lambda_{n,t}^S - \lambda_{n,t}^R) P_{n,t}^{\text{ES},d} \} \\ C_{n,\text{cos}}^{\text{L}} = \sum_{t \in T} (\lambda_{n,t}^{\text{PL}} P_{n,t}^{\text{L},'} - \lambda_{n,t}^R P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}}) \end{cases} \quad (21)$$

式中  $C_{n,\text{cos}}^{\text{EV}}$ 、 $C_{n,\text{cos}}^{\text{ES}}$  和  $C_{n,\text{cos}}^{\text{L}}$  分别为 EV 用电成本、储能充放电成本和负荷成本。

其中, 灵活性资源约束条件表示如下。

##### 1) 储能约束

$$0 \leq P_{n,t}^{\text{ES},c} \leq P_{n,\text{max}}^{\text{ES},c} \quad (22)$$

$$0 \leq P_{n,t}^{\text{ES},d} \leq P_{n,\text{max}}^{\text{ES},d} \quad (23)$$

$$P_{n,t}^{\text{ES},c} P_{n,t}^{\text{ES},d} = 0 \quad (24)$$

$$S_{n,\text{min}}^{\text{ES}} \leq S_{n,t}^{\text{ES}} \leq S_{n,\text{max}}^{\text{ES}} \quad (25)$$

$$S_{n,t}^{\text{ES}} = S_{n,t-1}^{\text{ES}} + P_{n,t}^{\text{ES},c} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t - P_{n,t}^{\text{ES},d} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}} \quad (26)$$

$$S_{n,\text{ini}}^{\text{ES}} = S_{n,1}^{\text{ES}} = S_{n,T}^{\text{ES}} \quad (27)$$

式中:  $P_{n,\text{max}}^{\text{ES},c}$ 、 $P_{n,\text{max}}^{\text{ES},d}$  分别为第  $n$  智能台区中储能充电和放电功率上下限;  $S_{n,t}^{\text{ES}}$  为第  $n$  智能台区中储能能在  $t$

时刻电量;  $S_{n,\min}^{\text{ES}}$ 、 $S_{n,\max}^{\text{ES}}$  分别为储能电量下和上限;  $\eta_c^{\text{ES}}$ 、 $\eta_d^{\text{ES}}$  分别为储能充电和放电效率;  $S_{n,\text{ini}}^{\text{ES}}$  为第  $n$  智能台区中储能初始电量。

## 2) 柔性负荷约束

在本文中, 柔性负荷划分为可削减负荷和可调节负荷, 并分别满足以下约束。

$$0 \leq P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} \leq \rho_{n,t} P_{\text{cut},n}^{\text{max}} \quad (28)$$

$$P_{\text{mov},n}^{\text{min}} \leq P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} \leq P_{\text{mov},n}^{\text{max}} \quad (29)$$

$$\sum_{t \in T} P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} \Delta t = 0 \quad (30)$$

式中:  $P_{\text{cut},n}^{\text{max}}$  为可削减负荷上限;  $P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}}$  为第  $n$  智能台区中柔性负荷资源在  $t$  时刻的可转移负荷功率;  $P_{\text{mov},n}^{\text{max}}$ 、 $P_{\text{mov},n}^{\text{min}}$  分别为可转移负荷上、下限。

此外, 柔性负荷调节前后满足式 (31)。

$$P_{n,t}^{\text{L}} = P_{n,t}^{\text{L}} - P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} - P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} \quad (31)$$

式中  $P_{n,t}^{\text{L}}$  为第  $n$  智能台区中负荷资源在  $t$  时刻的初始用电功率。

## 4 模型求解方法

在定价研究领域, 定价-响应主从博弈双层模型的三类主流求解方法及其特点归纳如附录 A 所示。其中, 本文采用 KKT 转化方法, 并采用聚合模型以解决该方法在转化过程中引入大量互补约束所面临的可扩展性问题。

首先, 构建下层智能台区响应模型朗格朗日函数, 并通过 KKT 条件将其转化为约束条件。对于定价模型而言, 上层定价与下层响应功率均为决策变量, 可通过强对偶理论求得下层响应模型的对偶问题最优解, 从而实现定价主从博弈的单层化与线性化。以 EV 聚合响应模型为例, 其推导及转化过程如下。

### 1) 下层响应模型拉格朗日函数

$$L_n^{\text{EV}} = \sum_{t \in T} \left[ \begin{aligned} & \lambda_{n,t}^{\text{P}} P_{n,t}^{\text{EVA,c}} - \mu_{1,n,t} P_{n,t}^{\text{EVA,c}} - \\ & \mu_{2,n,t} \{ \min(P_{n,t,\max}^{\text{EVA,c}}, P_{n,t,\max}^{\text{T,c}}) - P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \} - \\ & \mu_{3,n,t} (S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA}}) - \mu_{4,n,t} (S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA,min}}) - \\ & \mu_{5,n,t} (S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA,dep}}) \\ & \sigma_{1,n,1} (S_{n,1}^{\text{EVA}} - \Delta S_{n,1}^{\text{EVA}} - \eta_c^{\text{EV}} P_{n,1}^{\text{EVA,c}} \Delta t) - \\ & \sum_{t=2}^T \sigma_{1,n,t} (S_{n,t}^{\text{EVA,c}} - S_{n,t-1}^{\text{EVA,c}} - \Delta S_{n,t}^{\text{EVA}} - \eta_c^{\text{EV}} P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \Delta t) \end{aligned} \right] \quad (32)$$

式中:  $L_n^{\text{EV}}$  为下层 EV 聚合模型对应拉格朗日函数;  $\mu_{(\cdot),n,t}$  和  $\sigma_{(\cdot),n,t}$  分别为对应变量的不等式约束和等式约束的对偶变量。

### 2) KKT 条件等式约束和互补松弛条件

$$\frac{\partial L_n^{\text{EV}}}{\partial P_{n,t}^{\text{EVA,c}}} = \lambda_{n,t}^{\text{P}} - \mu_{1,n,t} + \mu_{2,n,t} + \sigma_{1,n,t} \eta_c^{\text{EV}} \Delta t = 0 \quad (33)$$

$$\frac{\partial L_n^{\text{EV}}}{\partial S_{n,t}^{\text{EVA}}} = \begin{cases} \mu_{3,n,t} - \mu_{4,n,t} - \mu_{5,n,t} - \sigma_{1,n,t} + \sigma_{1,n,t+1}, & t < T \\ \mu_{3,n,T} - \mu_{4,n,T} - \mu_{5,n,T} - \sigma_{1,n,T}, & t = T \end{cases} \quad (34)$$

$$\begin{cases} S_{n,1}^{\text{EVA}} = \Delta S_{n,1}^{\text{EVA}} + \eta_c^{\text{EV}} P_{n,1}^{\text{EVA,c}} \Delta t \\ S_{n,t}^{\text{EVA,c}} = S_{n,t-1}^{\text{EVA,c}} + \Delta S_{n,t}^{\text{EVA}} + \eta_c^{\text{EV}} P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \Delta t \end{cases} \quad (35)$$

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_{1,n,t} \perp P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{2,n,t} \perp \min(P_{n,t,\max}^{\text{EVA,c}}, P_{n,t,\max}^{\text{T,c}}) - P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{3,n,t} \perp S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{4,n,t} \perp S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA,min}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{5,n,t} \perp S_{n,t}^{\text{EVA}} - S_{n,t}^{\text{EVA,dep}} \geq 0 \end{cases} \quad (36)$$

其中, 互补松弛条件  $0 \leq A \perp B \geq 0$  表示  $A$  和  $B$  中仅有一项严格大于 0, 可通过大  $M$  法进行相应线性化, 可表示如下。

$$0 \leq A \leq Mb, 0 \leq B \leq M(1-b) \quad (37)$$

式中:  $M$  为一个充分大的数;  $b$  为引入的 0-1 变量。需要注意的是,  $M$  的取值通常稍大于对应决策变量理论最大值。

### 3) 基于强对偶理论的混合整数线性规划模型

$$\max \left\{ \sum_{t \in T} - \left[ \mu_{2,n,t} \min(P_{n,t,\max}^{\text{EVA,c}}, P_{n,t,\max}^{\text{T,c}}) - \mu_{3,n,t} S_{n,t}^{\text{EVA}} + \mu_{4,n,t} S_{n,t}^{\text{EVA,min}} + \mu_{5,n,t} S_{n,t}^{\text{EVA,dep}} + \sigma_{1,n} \Delta S_{n,t}^{\text{EVA}} \right] - \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}} P_{n,t}^{\text{EVA,c}} \right\} \quad (38)$$

等效后的单层模型属于混合整数线性规划模型, 可直接利用 Gurobi、CPLEX 等商业求解器求解, 同时保证定价策略的全局最优性。定价-响应模型中其余决策变量的单层化与线性化过程在附录 B 中展示。其中, 对于特定的智能台区, 所提单层模型中的下标  $n$  为智能台区编号。

## 5 算例分析

### 5.1 参数设置

本文采用文献[27]中归一化典型光伏出力、负荷曲线作为模型参数, 并基于改进 IEEE 33 节点配电系统进行仿真, 网络拓扑、分布式电源等配置情况如图 3 所示, 其中光伏配备无功补偿器以维持系统无功平衡。

配电系统内设定有 4 个智能台区, 分别位于 6、14、24 和 30 节点。节点 1 设定为交易节点, 其参考

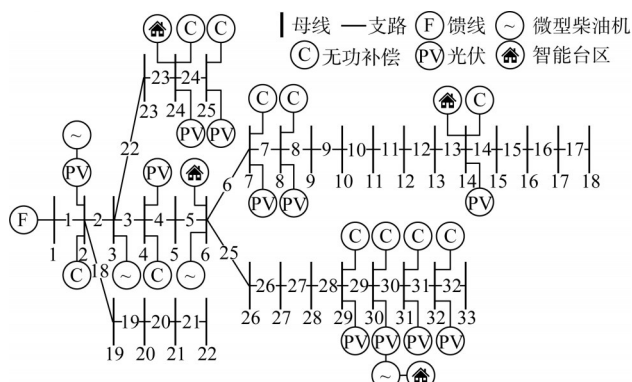


图3 IEEE 33节点配电系统网络拓扑

Fig. 3 IEEE 33-node distribution system network topology

电压为 12.91 kV，系统节点电压上下限分别为 11.39 kV 和 13.93 kV；线路电流上限设定为 166 A。在各智能台区定价策略参数设定方面，充、放电及基础用户定价均值分别设定为 1.06、0.16 和 0.65 元/kWh，EV、储能定价价格调整系数分别为 0.4 和 0.1 元/kWh，基础负荷价格调整系数和储能、可削减负荷激励系数由各智能台区用电规模决定，如附录 C 所示；激励响应上下限参数分别设定为 0.95 和 0.45 元/kWh，最大响应概率为 1；可调节负荷、可削减负荷分别占智能台区所处节点总负荷的 5% 和 10%；EV 配电变压器容量设定为 600 kVA。企业代理购电价格参考 2024 年 8 月广东省电网企业代理购电工商业用户电价表（珠三角五市）<sup>[28]</sup>，配电系统和智能台区内各类设备参数、光伏归一化曲线等信息如附录 C 所示。

## 5.2 基于场景生成方法的预测结果分析

本文在 16 万 EV 充电特征数据集<sup>[24]</sup>的基础上，通过筛选充电时间介于 5~12 h、充电功率介于 5~10 kW 的慢充用户数据，最终获得有效样本总量 96 357 条，并通过特征矩阵展现各 EV 充电特征之间的联系性，如图 4 所示。特征矩阵分析显示入网 SOC 与充电时长呈负相关，电池容量与充电时长之间呈现正相关。此外，慢充用户较为固定的充电习惯使得入网、离网 SOC 呈正相关。上述分析一定程度揭示了充电特征间的概率依赖关系，同时凸显了所提利用 Gibbs 抽样以捕捉充电特性之间联系的必要性。

为进一步验证所提场景生成方法预测结果有效性，筛选后的数据按 80% 和 20% 的比例划分为训练集（77 085 条）和测试集（19 272 条），分别用

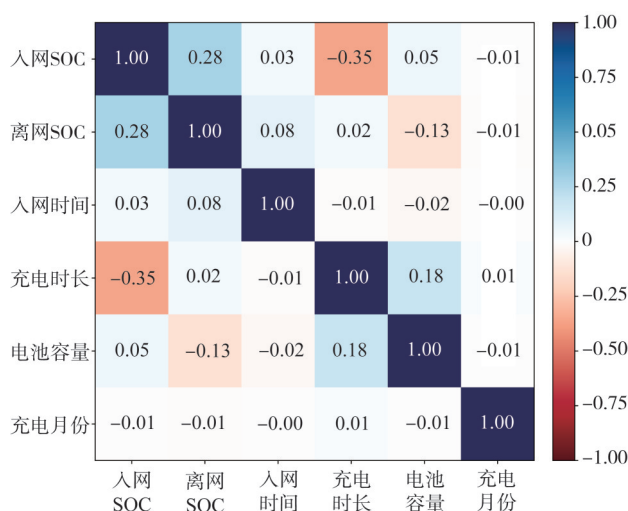
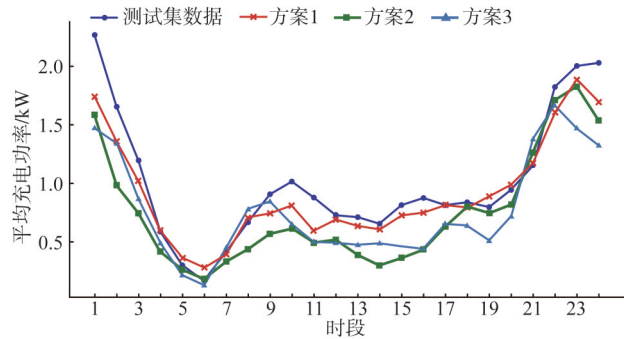


图4 EV 充电特征相关性热力图

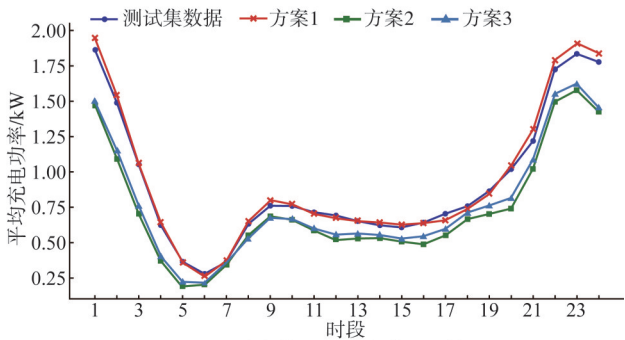
Fig. 4 EV charging features correlation heatmap

于 CDNs 网络参数训练、单充电特征概率分布参数训练及结果验证，在如下 3 种预测方案的基础上，分别生成样本数量为 200 和测试集数量的 EV 充电负荷以证明该方法在配电网规划等低数据量需求场景的适用性和生成结果的精确性：方案 1，本文所提方法与参数设定；方案 2，采取独立采样方法，假定 SOC 等 0-1 变量服从正态分布，其余分布设定与方案 1 相同，不考虑离散因素；方案 3，假定 SOC 等 0-1 变量服从 Beta 分布，其余设定与方案 2 相同。不同规模、方案下 EV 充电负荷预测如图 5 所示。

从图 5 可以看出，在配电网环境下的小规模 EV 充电负荷预测中所提 Gibbs 抽样方法将各充电特征间的联系考虑在内，通过多次迭代计算使样本在变量间的相互作用下逐步收敛至各充电特征的联合真实分布，所生成平均充电负荷曲线变化趋势与测试集数据相近，而其余两种基于独立采样的预测方案无法充分考虑变量之间的相互依赖关系，其预测结果可能出现偏离真实分布的情况。当生成 EV 充电负荷规模足够大时，Gibbs 抽样和单独采样均从相同的条件概率分布中抽取样本，充分利用了给定的概率分布信息，使得生成的预测结果能够全面地覆盖整个概率空间，变量之间的相关性在整体样本中得以体现。尽管 3 种方案的预测结果在充电负荷曲线的变化趋势上呈现出相似性，但与其他两种预测方案相比，所提基于 CDNs 的分布参数训练方法能够有效拟合 EV 用户充电特征中的离散因素，并



(a) 小规模EV充电负荷预测结果



(b) 大规模EV充电负荷预测结果

图5 EV 充电负荷预测结果对比

Fig. 5 Comparison of EV charging load forecasting results

准确估计各充电特征分布参数。

表1和图6分别展示了所提场景生成方法下不同规模、方案下平均充电负荷的预测指标和离散因素的分布预测效果。3种预测方案中所提预测方法在小规模和大规模数据集上的预测性能均表现良好, 具有最低的MSE值和最高的 $R^2$ 值, 表明其预测误差相对最小。此外, 方案1在小规模和大规模预测结果的MWU值分别为0.358 8和0.584 8, 均接近0.5, 表明预测结果与实际值无显著差异。同时, KS值分别为0.686 0和0.902 4, 与其余方案相比其预测分布与实际分布的吻合度更高, 显示出所提方法在非稳态数据下的泛化能力和概率统计显著性优势。

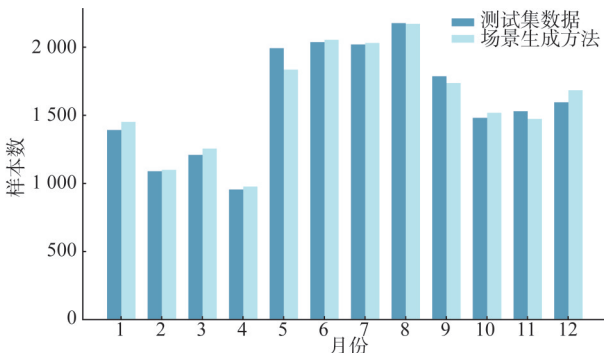
5.3 主从博弈定价策略与激励机制结果分析

为体现本文所提主从博弈定价策略在实现配电网运营商收益与智能台区用户用电成本均衡优化方面的有效性, 与参与代理购电相比, 各智能台区的用电成本及配电网运营商收益情况如表2所示。在配电网运营商的定价策略下, 所有智能台区的用电成本均低于代理购电方式, 这一优势随着各智能台区内部用电负荷规模的增加(从1号到4号台区)而

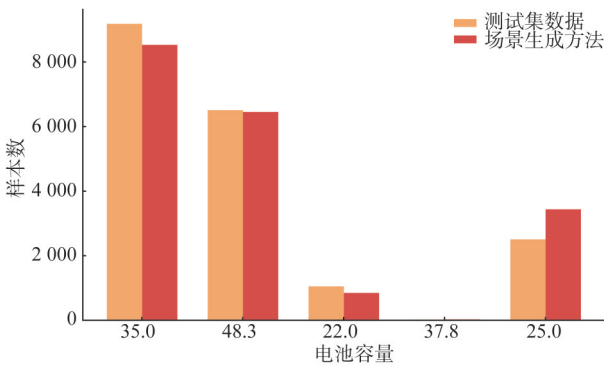
表1 不同规模、方案下预测精度指标对比

Tab. 1 Comparison of forecasting accuracy metrics under different scales and scenarios

| 方案 | 小规模指标(MSE值/ $R^2$ 值/<br>MWU值/KS值)   | 大规模指标(MSE值/ $R^2$ 值/<br>MWU值/KS值)   |
|----|-------------------------------------|-------------------------------------|
| 1  | 0.068 2/0.769 1/0.358 8/<br>0.686 0 | 0.002 1/0.990 7/0.584 8/<br>0.902 4 |
| 2  | 0.107 7/0.635 5/0.022 7/<br>0.012 0 | 0.048 1/0.783 0/0.071 2/<br>0.067 8 |
| 3  | 0.130 3/0.559 0/0.140 4/<br>0.262 8 | 0.030 0/0.864 5/0.146 0/<br>0.139 8 |



(a) EV用户充电月份分布



(b) EV用户电池容量分布

图6 EV 用户离散充电特征分布

Fig. 6 Distribution of discrete charging characteristics of EV users

更加明显, 用户在节约用电成本方面获得了更大的效益, 体现了一定的规模效益特性。于此同时, 配电网运营商收益也呈现同步增长趋势, 表明负荷规模较大的用户对运营商收益贡献更为显著。数据分析表明主从博弈定价策略不仅能够有效降低用户的用电成本, 还能为运营商带来更高的经济效益。

以智能台区4为例, 为验证所采用EV聚合模型在模型求解效率及充电管理策略方面的有效性,

表2 配电网运营商定价收益及智能台区用电成本对比

Tab. 2 Pricing revenue of distribution network operator and comparison of cost in intelligent distribution area 元

| 智能台区编号 | 配电网运营商定价收益 | 定价策略下智能台区用电成本 | 企业代理购电方式下智能台区用电成本 |
|--------|------------|---------------|-------------------|
| 1      | 110.94     | 1 108.50      | 1 474.99          |
| 2      | 536.88     | 2 388.47      | 2 865.92          |
| 3      | 1 101.30   | 3 999.23      | 4 460.97          |
| 4      | 3 221.98   | 8 899.52      | 9 401.65          |
| 总成本与收益 | 4 971.10   | 16 395.72     | 18 203.53         |

与基于单体EV约束条件的单层化定价模型相比,图7展示了在不同规模EV下采用、不采用聚合模型的主从博弈单层化定价模型求解时间以及所提功率分配方法下最优聚合响应充电功率曲线与分配充电功率叠加曲线的拟合优度。

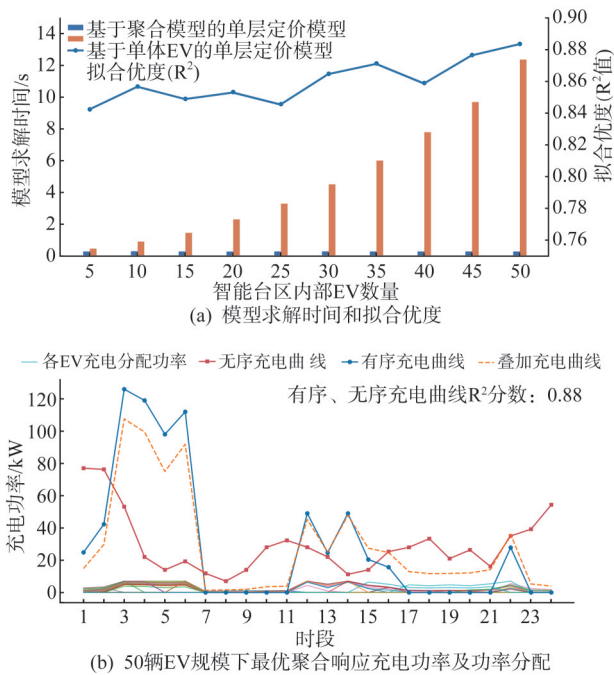


图7 主从博弈单层化模型求解时间以及功率分配方法拟合优度对比

Fig. 7 Comparisons of solution times and R-squared values for power allocation method under single-layered Stackelberg game model

从图7可以看出,随着智能台区内部EV规模的提升,基于单体EV的主从博弈单层化定价模型所需要的求解时间从0.45 s上升至12.36 s。相比之下,采用聚合模型的模型求解时间维持在0.27 s左右,能够降低KKT转换方法面向下层灵活性响

应资源时的模型复杂度,体现出聚合模型在模型求解效率方面的优势。同时,所求解聚合充电功率经由功率分配模块实现充电功率的均匀分配,且在不同EV规模下均能保持较高的拟合优度,说明聚合模型在日前尺度的优化中具备足够的精度,以有效实现EV群体有序充电管理,满足个体EV用户的充电需求。在EV充电管理策略的有效性方面,由图7(b)可以看出,与EV用户“即插即充”无序充电方式下的EV充电负荷相比,定价价格信号引导下的EV充电负荷转移至定价低点进行有序充电。

此外,本文所提主从博弈定价策略与激励机制下最优定价结果与智能台区内部灵活性资源响应情况如图8所示。在多类型最优定价中,储能放电服务费用的定价仅用于覆盖配电网运营商的放电调度成本,并非用于盈利。因此,该部分费用的具体数值不在图8中展示。

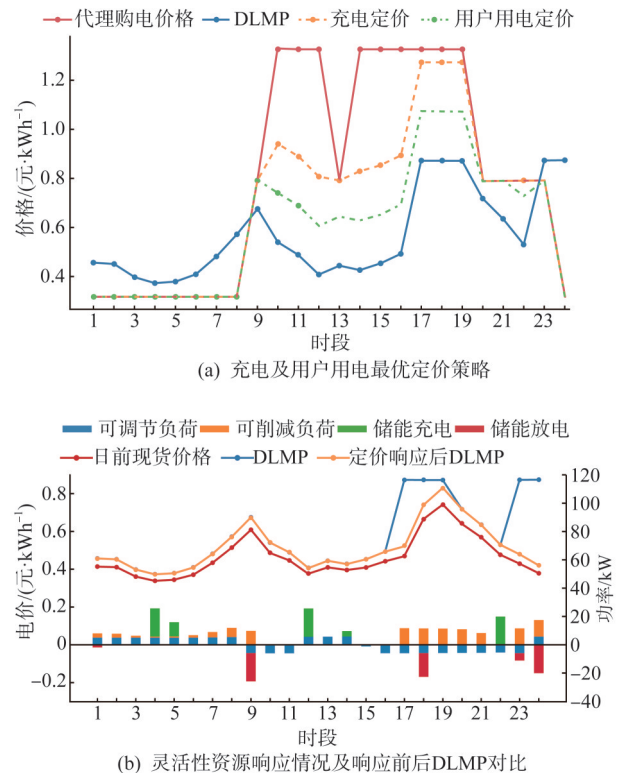


图8 最优定价策略下智能台区响应效果

Fig. 8 Response results of intelligent distribution area under optimal pricing strategy

如图8所示,配电网运营商在智能台区所处节点DLMP的基础上,面向不同类型用户制定多样定价策略。与基于峰谷分时电价的企业代理购电

价格相比,所提定价策略始终保证用户用电价格低于企业代理购电价格,在电价低谷时段保障了用户的用电成本,其余时间段则采用在DLMP基础上加收一定比例服务费的形式收取用电和充电费用。在最优定价策略下,智能台区内部灵活性资源能够依托于智能配电系统,根据价格信号动态调整其用电行为,将负荷转移至定价较低的时段。同时,从上图可以观察到,在17—19时和23—24时这两个时段,配电系统出现阻塞情况,此时基于DLMP的激励机制充分反映了灵活性资源对于配电网安全运行的重要性,并有效激励了可削减负荷和储能积极参与需求响应,从而缓解了系统阻塞问题,使得响应后DLMP显著下降。值得注意的是,在系统无阻塞情况下,本文所设网络拓扑下的DLMP通常从电量交易节点向末端节点递增,反映网损补偿需求,而末端节点用户由于地理位置的原因,被动承担了更高的购电成本。在所提基于DLMP的激励机制下,用户可以通过参与需求响应获得更高的经济补偿,以部分或完全抵消因较高电价带来的额外成本,从而提高用户的满意度和参与度。

## 6 结语

本文提出一种基于场景生成方法的配电网运营商主从博弈定价与EV充电管理策略,以市场价格信号引导配电网下智能台区灵活性资源参与需求响应与电力市场。首先,通过主从博弈定价交易机制阐述配电网运营商与多类型灵活用电资源的交互关系,明确博弈参与主体与其博弈顺序。然后,针对单EV用户充电特征概率预测方法在各特征多维特征及其时空依赖关系捕捉上的缺陷,提出基于CDNs-Gibbs抽样的场景生成方法,得到包含离散因素的多充电特征联合概率分布下EV充电负荷的预测结果。接着,基于二阶锥最优潮流模型计算DLMP并将其作为定价与激励价格制定基础,在配电系统下为各智能台区提供更精准的价格信号,同时体现其内部灵活性资源对电网安全、经济运行的重要性。在此基础上,本文构建配电网运营商主从博弈定价-响应双层模型,并通过KKT条件与最优对偶理论将模型转化为混合整数线性规划问题进行求解,得到全局最优定价策略与智能台区响应功率,通过功率分配模块实现

聚合功率的公平、合理分配。最终,基于改进IEEE 33节点配电系统的仿真算例验证了所提场景生成方法及主从博弈定价与EV充电管理策略的场景适用性和有效性,在计及联合概率分布的EV充电负荷预测基础上实现了配电网运营商定价收益与智能台区用电成本的均衡优化和EV有序充电管理。然而本文在确定性场景下进行研究和分析,后续将进一步开展源、荷不确定场景下的定价策略研究,以进一步提升研究成果的普适性和实用性。

## 参考文献

- [1] 朱从亮. 基于5G电力物联网的低压智能台区管理平台[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [2] TUSHAR M H K, ZEINEDDINE A W, ASSI C. Demand-side management by regulating charging and discharging of the EV, ESS, and utilizing renewable energy[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(1): 117–126.
- [3] 朱继忠, 何晨可, 刘云, 等. 面向电动汽车高渗透率综合能源系统的换电模式综述与展望[J]. 南方电网技术, 2023, 17(10): 133–151.  
ZHU Jizhong, HE Chenke, LIU Yun, et al. A review and prospect of battery swapping mode for integrated energy systems with high penetration of electric vehicles[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(10): 133–151.
- [4] SORTOMME E, EL-SHARKAWI M A. Optimal charging strategies for unidirectional vehicle-to-grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2011, 2(1): 131–138.
- [5] 国家发展改革委. 国家能源局关于新形势下配电网高质量发展的指导意见[EB/OL]. (2024-11-21)[2024-02-06]. [https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202403/content\\_6935790.htm](https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202403/content_6935790.htm).
- [6] WAN Yanni, QIN Jiahu, SHI Yang. Stackelberg–Nash game approach for price-based demand response in retail electricity trading[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024(155): 109577.1–109577.12.
- [7] 龚诚嘉锐, 林顺富, 边晓燕, 等. 基于多主体主从博弈的负荷聚合商经济优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(2): 30–40.  
GONG Chengjiarui, LIN Shunfu, BIAN Xiaoyan, et al. Economic optimization model of load aggregators based on multi-agent Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(2): 30–40.
- [8] 李强, 朱丹丹, 黄地, 等. 虚拟电厂运营商与电动汽车用户的主从博弈定价策略[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 183–191.  
LI Qiang, ZHU Dandan, HUANG Di, et al. Stackelberg game pricing strategy between virtual power plant operators and electric vehicle users[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 183–191.
- [9] 王海洋, 李珂, 张承慧, 等. 基于主从博弈的社区综合能源系统分布式协同优化运行策略[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5435–5445.  
WANG Haiyang, LI Ke, ZHANG Chenghui, et al. Distributed

- collaborative optimization operation strategy for community integrated energy system based on Stackelberg game [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(17): 5435 – 5445.
- [10] 喻颖倩, 何川, 刘天琪, 等. 计及储能调频与寿命损耗的多套餐共享储能主从博弈分布鲁棒定价方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(4): 1450 – 1464.
- YU Yingqian, HE Chuan, LIU Tianqi, et al. Distributionally robust pricing method for multi-package shared energy storage considering energy storage frequency modulation and life loss based on Stackelberg game [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(4): 1450 – 1464.
- [11] 许梓荣, 刘友波, 殷科, 等. 基于主从博弈的售电商储能增值服务模式及其策略模型[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(20): 154 – 165.
- XU Zirong, LIU Youbo, YIN Ke, et al. Value-added service model of energy storage for power retailers and its strategy model based on Stackelberg game [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(20): 154 – 165.
- [12] 魏韡, 陈玥, 刘锋, 等. 基于主从博弈的智能小区代理商定价策略及电动汽车充电管理[J]. *电网技术*, 2015, 39(4): 939 – 945.
- WEI Wei, CHEN Yue, LIU Feng, et al. Pricing strategy of smart community agents and electric vehicle charging management based on Stackelberg game [J]. *Power System Technology*, 2015, 39(4): 939 – 945.
- [13] 李媛, 冯昌森, 文福拴, 等. 含电动汽车和电转气的园区能源互联网能源定价与管理[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(16): 1 – 10.
- LI Yuan, FENG Changsen, WEN Fushuan, et al. Energy pricing and management of park energy Internet containing electric vehicles and power-to-gas [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(16): 1 – 10.
- [14] LI Haofei, YU Tao, ZHU Hanxin, et al. Interactive equilibrium of electricity-gas energy distribution system and integrated load aggregators considering energy pricings: a master-slave approach [J]. *IEEE Access*, 2020(8): 70527 – 70541.
- [15] BAI Linquan, WANG Jianhui, WANG Chengshan, et al. Distribution locational marginal pricing (DLMP) for congestion management and voltage support [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(4): 4061 – 4073.
- [16] 陈灿鸿, 谢仕伟, 张亚超, 等. 计及灵活性资源的分布式多微网配电系统定价策略[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(8): 116 – 123.
- CHEN Canhong, XIE Shiwei, ZHANG Yachao, et al. Pricing strategy of distributed multi-microgrid distribution system considering flexibility resources [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(8): 116 – 123.
- [17] WANG Qi, HUANG Chunyi, WANG Chengmin, et al. Joint optimization of bidding and pricing strategy for electric vehicle aggregator considering multi-agent interactions [J]. *Applied Energy*, 2024(360): 122810.1 – 122810.12.
- [18] 陈丽丹, 张尧, ANTONIO Figueiredo. 电动汽车充放电负荷预测研究综述[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(10): 177 – 191.
- CHEN Lidian, ZHANG Yao, ANTONIO Figueiredo. A review of electric vehicle charging and discharging load forecasting [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(10): 177 – 191.
- [19] 史一炜, 冯冬涵, ZHOU Ella, 等. 基于主从博弈的充电服务商充电引导方法及其定价策略[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(S2): 742 – 751.
- SHI Yiwei, FENG Donghan, ZHOU Ella, et al. Charging guidance method and pricing strategy of charging service providers based on Stackelberg game [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(S2): 742 – 751.
- [20] 张谦, 吴佳琦, 孙韬, 等. 基于多主体演化-主从混合博弈的网-商-车协同调度策略[J/OL]. *中国电机工程学报*, 1 – 19 [2025 – 06 – 13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20240624.1402.016.html>.
- ZHANG Qian, WU Jiaqi, SUN Tao, et al. Coordinated dispatching strategy of grid-business-vehicle based on multi-agent evolutionary-Stackelberg hybrid game [J]. *Proceedings of the CSEE*, 1 – 19 [2025 – 06 – 13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20240624.1402.016.html>.
- [21] 喻磊, 王锐, 程杉, 等. 基于多主体主从博弈的电动汽车充电站双层定价策略[J/OL]. *电力科学与技术学报*, 1 – 13 [2025 – 06 – 13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1475.tm.20241121.0910.002.html>.
- YU Lei, WANG Rui, CHENG Shan, et al. A bilevel pricing strategy for electric vehicle charging stations based on multi-agent Stackelberg game [J/OL]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 1 – 13 [2025 – 06 – 13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1475.tm.20241121.0910.002.html>.
- [22] HIPOLITO F, VANDET C A, RICH J, et al. Charging, steady-state SoC and energy storage distributions for EV fleets [J]. *Applied Energy*, 2022(317): 119065.1 – 119065.10.
- [23] LAHARIYA M, BENOIT D, DEVELDER C, et al. Synthetic data generator for electric vehicle charging sessions: modeling and evaluation using real-world data [J]. *Energies*, 2020, 13(16): 1 – 14.
- [24] LI Zhi, BIAN Zilin, CHEN Zhibin. Synthesis of electric vehicle charging data: a real-world data-driven approach [J]. *Communications in Transportation Research*, 2024(4): 100128.1 – 100128.11.
- [25] 詹祥澎, 杨军, 韩思宁, 等. 考虑电动汽车可调度潜力的充电站两阶段市场投标策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(10): 86 – 96.
- ZHAN Xiangpeng, YANG Jun, HAN Sining, et al. A two-stage market bidding strategy for charging stations considering the dispatchable potential of electric vehicles [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(10): 86 – 96.
- [26] 王扬, 雷小林, 唐红艳. 考虑用户响应度的电动汽车有序充电策略[J]. *东北电力技术*, 2019, 40(9): 1 – 6.
- WANG Yang, LEI Xiaolin, TANG Hongyan. An orderly charging and discharging strategy for electric vehicles considering user response [J]. *Northeast Electric Power Technology*, 2019, 40(9): 1 – 6.
- [27] 李鸿, 朱继忠, 董瀚江. 考虑协变量因素的多能微电网两阶段分布鲁棒优化调度[J]. *中国电机工程学报*, 2025, 45(3): 822 – 834.
- LI Hong, ZHU Jizhong, DONG Hanjiang. Two-stage distributionally robust optimization scheduling for multi-energy microgrid considering covariate factors [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(3): 822 – 834.
- [28] 广东电力交易中心. 广东电网有限责任公司关于 2024 年 8 月代理购电工商业用户价格的公告[EB/OL]. (2024 – 11 – 21) [2024 – 07 – 27]. <http://www.gdsg.gov.cn/sgsxgdj/attachment/>

0/249/249168/2654758.pdf.

何子浩 (2001), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场、电力系统运行与控制, 2055006749@qq.com;

董瀚江 (1998), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为综合智慧能源系统优化运行与控制, epdonghj@mail.scut.edu.cn。

收稿日期: 2025-03-21; 网络首发日期: 2025-06-05

作者简介:

朱继忠 (1966), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为综合智慧能源系统优化运行与控制, zhujz@scut.edu.cn;

## 附录A 主从博弈定价双层模型主流求解方法

表A1 主从博弈双层模型求解方法模型假设条件、特点

Tab. A1 Parameters of each intelligent distribution area

| 方法                          | 均衡解对模型假设要求                  | 优点                                      | 缺点                             |
|-----------------------------|-----------------------------|-----------------------------------------|--------------------------------|
| 基于智能算法的方法 <sup>[9-11]</sup> | 满足Stackelberg-Nash均衡存在、唯一条件 | 复杂优化问题适应能力强, 适应度的分布式计算方式利好各方隐私保护        | 解的质量依赖参数设置, 全局最优性难以理论保证, 仅获近似解 |
| KKT转化方法 <sup>[12-14]</sup>  | 上下层模型均为凸线性                  | 基于数学规划理论, 可精确转化为单层优化以得到全局最优解, 理论严谨      | 引入大量互补约束, 模型复杂度高, 可扩展性受限       |
| 不动点迭代方法 <sup>[16]</sup>     | 满足压缩映射条件                    | 通过上下层变量交替迭代求解, 模型复杂度较低, 分布式计算方式利好各方隐私保护 | 压缩映射条件对模型参数具备一定要求, 初始值依赖性强     |

## 附录B 智能台区定价主从博弈模型单层化推导

上层定价模型单层化及线性化转换后的目标函数为:

$$\begin{aligned} \max \sum_{t \in T} \{ & -\mu_{2,n,t} \min (P_{n,t,\max}^{\text{EVA},c}, P_{n,t,\max}^{\text{T},c}) - \mu_{3,n,t} S_{n,t,\max}^{\text{EVA}} + \mu_{4,n,t} S_{n,t,\min}^{\text{EVA}} + \mu_{5,n,t} S_{n,t}^{\text{EVA},\text{dep}} + \sigma_{1,n} \Delta S_{n,t}^{\text{EVA}} - \\ & \mu_{7,n,t} P_{n,\max}^{\text{ES},c} - \mu_{9,n,t} P_{n,\max}^{\text{ES},d} - \mu_{10,n,t} S_{n,\max}^{\text{ES}} + \mu_{11,n,t} S_{n,\min}^{\text{ES}} + \sigma_{3,n,1} S_{n,\text{ini}}^{\text{ES}} - \\ & \mu_{13,n,t} P_{\text{cut},n}^{\text{max}} + \mu_{14,n,t} P_{\text{mov},n}^{\text{min}} - \mu_{15,n,t} P_{\text{mov},n}^{\text{max}} + \sigma_{4,n,t} P_{n,t}^{\text{L}} \} - \\ & \sum_{t \in T} \lambda_{n,t}^{\text{DLMP}} (P_{n,t}^{\text{EVA},c} + P_{n,t}^{\text{ES},c} + P_{n,t}^{\text{L}}) \end{aligned} \quad (\text{B1})$$

针对下层响应模型中的储能部分进行转换时, 充放电互斥约束可以通过在储能同时具备充放电意愿时段提升其充电价格以规避该行为<sup>[13]</sup>, 其推导及转化过程如下。

$$L_n^{\text{ES}} = \sum_{t \in T} \left[ \begin{aligned} & \lambda_{n,t}^{\text{P}} P_{n,t}^{\text{ES},c} + (\lambda_{n,t}^{\text{S}} - \lambda_{n,t}^{\text{R}}) P_{n,t}^{\text{ES},d} \\ & -\mu_{6,n,t} P_{n,t}^{\text{ES},c} - \mu_{7,n,t} (P_{n,\max}^{\text{ES},c} - P_{n,t}^{\text{ES},c}) \\ & -\mu_{8,n,t} P_{n,t}^{\text{ES},d} - \mu_{9,n,t} (P_{n,\max}^{\text{ES},d} - P_{n,t}^{\text{ES},d}) \\ & -\mu_{10,n,t} (S_{n,\max}^{\text{ES}} - S_{n,t}^{\text{ES}}) - \mu_{11,n,t} (S_{n,t}^{\text{ES}} - S_{n,\min}^{\text{ES}}) \end{aligned} \right] - \sigma_{2,n} (S_{n,1}^{\text{ES}} - S_{n,T}^{\text{ES}}) - \quad (\text{B2})$$

$$\begin{aligned} & \sigma_{3,n,1} (S_{n,1}^{\text{ES}} - S_{n,\text{ini}}^{\text{ES}} - P_{n,1}^{\text{ES},c} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t + P_{n,1}^{\text{ES},d} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}}) - \sum_{t=2}^T \sigma_{3,n,t} (S_{n,t}^{\text{ES}} - S_{n,t-1}^{\text{ES}} - P_{n,t}^{\text{ES},c} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t + P_{n,t}^{\text{ES},d} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}}) \\ & \frac{\partial L_n^{\text{ES}}}{\partial P_{n,t}^{\text{ES},c}} = \lambda_{n,t}^{\text{P}} - \mu_{6,n,t} + \mu_{7,n,t} + \sigma_{3,n,t} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t = 0 \end{aligned} \quad (\text{B3})$$

$$\frac{\partial L_n^{\text{ES}}}{\partial P_{n,t}^{\text{ES},d}} = \lambda_{n,t}^{\text{S}} - \lambda_{n,t}^{\text{R}} - \mu_{8,n,t} + \mu_{9,n,t} - \sigma_{3,n,t} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}} = 0 \quad (\text{B4})$$

$$\frac{\partial L_n^{\text{ES}}}{\partial S_{n,t}^{\text{ES}}} = \begin{cases} \mu_{10,n,1} - \mu_{11,n,1} - \sigma_{2,n} - \sigma_{3,n,1} + \sigma_{3,n,2} = 0, & t = 1 \\ \mu_{10,n,t} - \mu_{11,n,t} - \sigma_{3,n,t} + \sigma_{3,n,t+1} = 0, & 1 < t < T \\ \mu_{10,n,T} - \mu_{11,n,T} - \sigma_{2,n} - \sigma_{3,n,T} = 0, & t = T \end{cases} \quad (\text{B5})$$

$$\begin{cases} S_{n,1}^{\text{ES}} = S_{n,\text{ini}}^{\text{ES}} + P_{n,1}^{\text{ES},c} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t - P_{n,1}^{\text{ES},d} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}} \\ S_{n,t}^{\text{ES}} = S_{n,t-1}^{\text{ES}} + P_{n,t}^{\text{ES},c} \eta_c^{\text{ES}} \Delta t - P_{n,t}^{\text{ES},d} \Delta t / \eta_d^{\text{ES}} \end{cases} \quad (\text{B6})$$

$$S_{n,1}^{\text{ES}} = S_{n,T}^{\text{ES}} \quad (\text{B7})$$

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_{6,n,t} \perp P_{n,t}^{\text{ES},c} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{7,n,t} \perp P_{n,\max}^{\text{ES},c} - P_{n,t}^{\text{ES},c} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{8,n,t} \perp P_{n,t}^{\text{ES},d} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{9,n,t} \perp P_{n,\max}^{\text{ES},d} - P_{n,t}^{\text{ES},d} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{10,n,t} \perp S_{n,\max}^{\text{ES}} - S_{n,t}^{\text{ES}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{11,n,t} \perp S_{n,t}^{\text{ES}} - S_{n,\min}^{\text{ES}} \geq 0 \end{cases} \quad (\text{B8})$$

式中  $L_n^{\text{ES}}$  为第  $n$  智能台区下层储能模型对应拉格朗日函数。

同理，柔性负荷约束转化过程如下。

$$L_{n,\text{cos}}^{\text{L}} = \sum_{t \in T} \{ [\lambda_{n,t}^{\text{PL}} P_{n,t}^{\text{L}} - \lambda_{n,t}^{\text{R}} P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} - \mu_{12,n,t} P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} - \mu_{13,n,t} (P_{\text{cut},n}^{\text{max}} - P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}}) - \mu_{14,n,t} (P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} - P_{\text{mov},n}^{\text{min}}) - \mu_{15,n,t} (P_{\text{mov},n}^{\text{max}} - P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}}) - \sigma_{4,n,t} (P_{n,t}^{\text{L}} - P_{n,t}^{\text{L}} + P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} + P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}})] - \sigma_{5,n} \sum_{t \in T} P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} \} \quad (\text{B9})$$

$$\frac{\partial L_{n,\text{cos}}^{\text{L}}}{\partial P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}}} = -\lambda_{n,t}^{\text{R}} - \mu_{12,n,t} + \mu_{13,n,t} + \sigma_{4,n,t} = 0 \quad (\text{B10})$$

$$\frac{\partial L_{n,\text{cos}}^{\text{L}}}{\partial P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}}} = -\mu_{14,n,t} + \mu_{15,n,t} + \sigma_{4,n,t} - \sigma_{5,n} = 0 \quad (\text{B11})$$

$$\frac{\partial L_{n,\text{cos}}^{\text{L}}}{\partial P_{n,t}^{\text{L}}} = \lambda_{n,t}^{\text{PL}} - \sigma_{4,n,t} = 0 \quad (\text{B12})$$

$$P_{n,t}^{\text{L}} - P_{n,t}^{\text{L}} + P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} + P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} = 0 \quad (\text{B13})$$

$$\sum_{t=1}^T P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} = 0 \quad (\text{B14})$$

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_{12,n,t} \perp P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{13,n,t} \perp P_{\text{cut},n}^{\text{max}} - P_{\text{cut},n,t}^{\text{L}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{14,n,t} \perp P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} - P_{\text{mov},n}^{\text{min}} \geq 0 \\ 0 \leq \mu_{15,n,t} \perp P_{\text{mov},n}^{\text{max}} - P_{\text{mov},n,t}^{\text{L}} \geq 0 \end{cases} \quad (\text{B15})$$

式中  $L_{n,\text{cos}}^{\text{L}}$  为第  $n$  智能台区下层柔性负荷模型对应拉格朗日函数。

## 附录 C 仿真参数补充说明

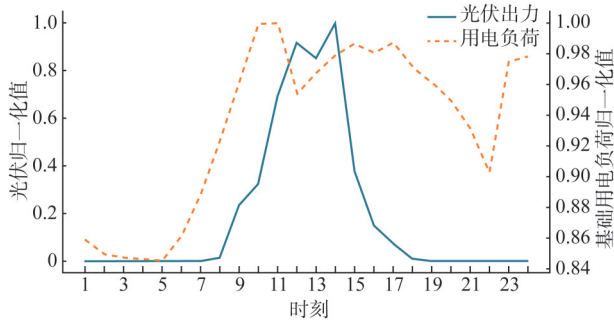


图 C1 负荷、光伏归一化曲线

Fig. C1 Normalized curves of loads and photovoltaic powers

表 C1 各智能社区内部资源参数

Tab. C1 Parameters of each intelligent distribution area

| 内部资源       | 智能台区 1 | 智能台区 2 | 智能台区 3 | 智能台区 4 |
|------------|--------|--------|--------|--------|
| 负荷峰值/kW    | 60     | 120    | 200    | 420    |
| EV 规模      | 20     | 30     | 50     | 100    |
| 储能规模       | 1      | 2      | 3      | 5      |
| 基础负荷定价调整系数 | 0.2    | 0.19   | 0.17   | 0.16   |
| 储能激励系数     | 1.2    | 1.4    | 1.3    | 1.4    |
| 可削减负荷激励系数  | 1.3    | 1.5    | 1.4    | 1.5    |

其中，EV 容量依据预测方法中的数据集设定，主要考虑容量为 22、25、35、37.8 和 48.3 kWh 的五类电动汽车用户；单体储能总容量和初始容量分别设定为 20 和 5 kWh。

表 C2 单体 EV、储能参数

Tab. C2 Parameters of individual EV and energy storage

| 内部资源  | SOC 值上下限     | 功率上下限 /p. u. | 充电效率 | 放电效率 |
|-------|--------------|--------------|------|------|
| 单体 EV | [0.20, 0.95] | [0, 7]       | 0.93 |      |
| 单体储能  | [0.20, 0.90] | [-10, 10]    | 0.93 | 0.90 |

表 C3 光伏机组参数

Tab. C3 Parameters of photovoltaic units

| 节点位置    | 2   | 4   | 7   | 8   | 14  | 24   |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|------|
| 基准功率/kW | 100 | 100 | 50  | 50  | 100 | 300  |
| 节点位置    | 25  | 29  | 30  | 31  | 32  | 总功率  |
| 基准功率/kW | 250 | 100 | 200 | 150 | 50  | 1450 |

表 C4 配电系统设备成本系数

Tab. C4 Cost coefficients of distribution system equipments

| 成本系数                                | 数值    |
|-------------------------------------|-------|
| 微型燃油机组燃煤成本系数/(元·kWh <sup>-1</sup> ) | 0.85  |
| 微型燃油机组运维成本系数/(元·kWh <sup>-1</sup> ) | 0.008 |
| 微型燃油机组爬坡系数                          | 0.5   |
| 光伏运维成本系数/(元·kWh <sup>-1</sup> )     | 0.013 |