

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190998

# 计及风电波动性和电动汽车随机性的电力现货市场交易模型

尹琦琳, 秦文萍, 于浩, 姚宏民, 朱云杰, 贾燕冰, 韩肖清

(电力系统运行与控制山西省重点实验室(太原理工大学), 山西 太原 030024)

**摘要:** 针对风电出力波动性和电动汽车无序充电随机性对电力市场正常运行造成影响, 提出综合考虑“源-网-荷-储”的日前市场与实时市场联动交易模型。日前市场中建立风力发电商和火力发电商与三类用户之间考虑电动汽车可调度能力的主从博弈模型, 使发电商与用户之间形成预测电量交易组合。实时市场兼顾风电与用户双侧实际电量波动, 以最小化社会成本为目标, 建立考虑供需双侧实际电量波动的需求响应模型。为缓解双侧电量波动对电网的不利影响, 避免投机行为, 提出一种新型计及供需双侧电量波动的预测误差惩罚机制。最后, 仿真验证了所构模型的可行性与有效性。

**关键词:** 现货市场; 交易模型; 风电; 电动汽车; 惩罚机制

## Transaction model for electricity spot market considering the volatility of wind power and the randomness of electric vehicles

YIN Qilin, QIN Wenping, YU Hao, YAO Hongmin, ZHU Yunjie, JIA Yanbing, HAN Xiaoqing

(Shanxi Key Lab of Power System Operation and Control (Taiyuan University of Technology), Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** In view of the impact of the volatility of wind power and the randomness of electric vehicle usage on the normal operation of the electricity market, a joint transaction model of the day-ahead market and the real-time market that comprehensively considers "source-network-load--storage" is proposed. The day-ahead market establishes a master-slave game model which considers the configurability of electric vehicles between generators and three types of users, thus forming a forecasted transaction combination between generators and users. Based on the actual power fluctuations on both wind power producers and users, the real-time market aims to minimize social costs and establishes a demand response model that considers the actual power fluctuations on both sides of supply and demand. In order to alleviate the adverse effects of double-sided power fluctuations on the power grid and avoid speculation, a new type of predictive bias penalty mechanism that accounts for both supply and demand fluctuations in power consumption is proposed. Finally, a simulation verifies the feasibility and effectiveness of the constructed model.

This work is supported by Science and Technology Major Special Fund of Shanxi Province (No. 20181102028), National Natural Science Foundation of China (No. 51807129), and Key Innovation Team Construction Program of Shanxi "1331" Project (No. 1331KIRT).

**Key words:** spot market; transaction model; wind power; electric vehicles; penalty mechanism

## 0 引言

目前,我国电力中长期市场交易正在稳步推进,电力现货市场交易已经进入试点阶段。鉴于风电具有很强的间歇性和不可控性<sup>[1]</sup>,风力发电商的投标

值和实际成交之间总是存在误差,给电力市场的正常运行带来诸多问题。截至2018年底,全国纯电动汽车销量为98.4万辆,同比增长50.8%,实现跨越式发展。大规模电动汽车作为移动存储的电力负荷,其无序充电行为对电力市场平稳运行带来冲击<sup>[2-4]</sup>。电力现货市场包括以日前、日内及实时为主的电能量交易和以备用、调频为主的辅助服务交易。电力现货市场的电能量交易以短时和即时交易为主,实现短期电量供需平衡,可以削弱风电预测

**基金项目:** 山西省科技重大专项项目资助(20181102028); 国家自然科学基金项目资助(51807129); 山西省“1331”工程重点创新团队建设计划资助(1331KIRT)

误差<sup>[5]</sup>, 促进风电消纳, 合理协调电动汽车充放电行为。

电力市场中园区微网的“源-网-荷-储”一体化运营模式能够降低系统峰谷差, 保证合理的投资回报<sup>[6]</sup>。需求响应(Demand Response, DR)作为一种隐藏的用户侧可调度资源, 被越来越多地运用于电力市场交易。文献[7]提出一种基于 stackelberg 模型的主动配电网动态电价 DR 方案, 确保用户参与 DR 的收益。文献[8]针对电网侧对负荷削峰填谷的要求, 构造一种计及用户参与不确定性的需求响应模型。同时电动汽车作为一种可调度分布式储能方式, 不需要额外的投资, 计划性管理电动汽车空闲时段的充放电, 参与电力现货市场交易, 能起到削弱系统负荷峰谷差<sup>[9-10]</sup>、配合风力发电的作用<sup>[11]</sup>。

近年来国内外研究学者在电力现货市场交易机制设计方面取得了一些研究成果, 但多数文献没有综合考虑电动汽车可调度能力和用户主动 DR 影响下现货市场中风力发电商和用户交易模式研究。文献[12]建立了包括上层各发电商之间非合作博弈, 以及下层大用户购电成本优化在内的主从博弈模型, 但并未具体考虑不同种类发电商的运行特性。文献[13-14]考虑不同的市场类型和约束条件, 着重研究多主体参与下的市场博弈问题, 但并未将电动汽车储能特性纳入博弈模型中。文献[15]采用场景削减技术计入风速的不确定性, 建立考虑风电商和 DR 聚合商联营投标出力惩罚成本的市场竞争均衡模型, 但所建模型未考虑到用户决策对日前市场的影响。文献[16]将分布式电源聚合为虚拟电厂参与日前市场竞争, 但并未将用户侧的 DR 资源纳入考虑中。文献[17]分析园区微电网参与日前市场和实时市场的联合出清模型, 但并未具体考虑对于分布式电源出力不确定性的惩罚机制设计。

综上所述, 本文对日前市场和实时市场分别建模, 并在此基础上建立日前市场与实时市场联动的交易模型。在日前市场中, 计及电动汽车可调度能力, 建立风力发电商和火力发电商与三类用户之间主从博弈模型, 使发电商与用户之间形成预测电量交易组合。其中, 上层发电商作为领导者通过非合作博弈来确定各自的最优报价策略; 下层用户作为追随者根据发电商的报价和电动汽车的可调用容量来选择其最优电量分配策略。在实时市场中, 引入计及供需双侧实际电量波动的需求响应模型, 并提出一种新型计及供需双侧电量波动的预测误差惩罚机制。最后, 通过算例验证本文日前市场与实时市场联动的交易模型可以有效促进风电消纳, 合理安

排电动汽车放电, 缓解风电预测误差给电力市场带来的影响, 从而引导交易主体规范交易行为。

## 1 现货市场交易模型

现货市场流程示意图如图 1 所示。本文中发电商与用户同时参与日前市场交易和实时市场交易, 且用户可以根据实时市场的电量情况进行需求响应。在日前市场中, 发电商不仅知道自己报价的策略空间, 而且知道其他参与者的策略空间及效用函数, 以最大化各自售电收益为目标形成非合作博弈。发电商综合各种因素给出自己的最优报价策略, 用户接收到发电商的报价信息后, 根据电动汽车可调度情况, 以最小化自身购电成本为目标, 确定最优购电策略<sup>[12]</sup>。

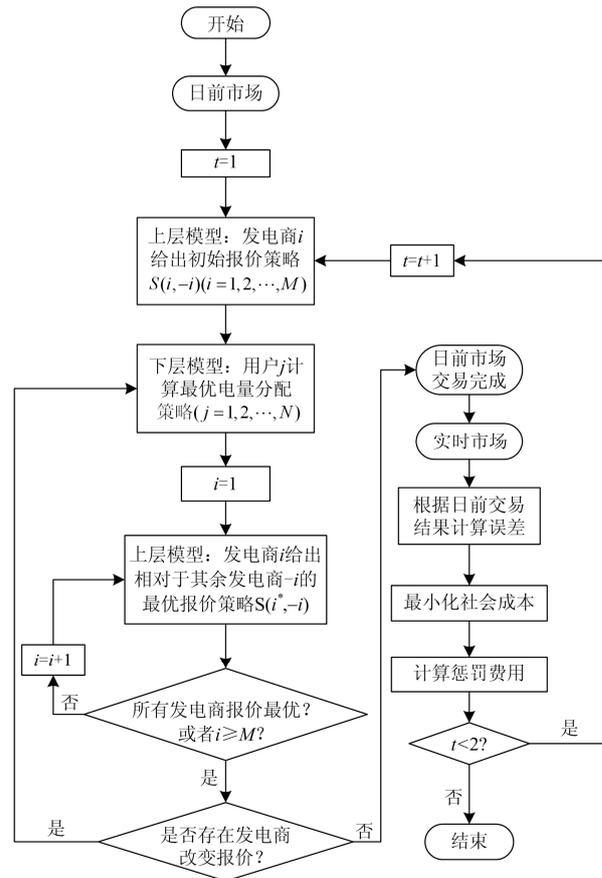


图 1 现货市场交易流程示意图

Fig. 1 Diagram of spot market transaction process

在实时市场中, 鉴于风电出力和用户用电量的波动性, 风电的实际出力和用户的实际用电量与日前市场的预测值之间都会存在误差。因此, 在实时市场中引入基于激励的需求响应模型缓解误差电量带来的影响, 达到最小化社会成本的目的。同时, 在实时市场中提出一种新型计及供需双侧电量波动

的预测误差惩罚机制，并将其引入日前市场中，对预测误差严重方进行惩罚，从而达到规范交易主体行为的效果。

## 2 日前市场交易模型

发电商和用户根据各自的预测电量及电动汽车的储能特性进行日前市场交易。本文将用户分为普通居民用户、商业用户和工业用户三类；发电商预测误差为风电出力预测误差。

### 2.1 发电商报价模型

发电商报价模型为

$$p_{i,j}^t = g_{i,j} + h_i \cdot q_{i,j}^t \quad (1)$$

式中： $p_{i,j}^t$ 为 $t$ 时刻发电商 $i$ 对于用户 $j$ 的日前市场报价策略； $q_{i,j}^t$ 为 $t$ 时刻发电商 $i$ 对于用户 $j$ 的日前市场报价策略对应的申报电量； $g_{i,j}$ 为发电商 $i$ 对于用户 $j$ 的日前市场起始电价； $h_i$ 是发电商 $i$ 关于日前市场申报电量的增长系数，即报价曲线的斜率。本文中对于发电商 $i$ 的 $h_i$ 是定值。

### 2.2 电动汽车充放电模型

本文电动汽车模型采用文献[18]中无序充电和可调度充放电两种模型。电动汽车电池使用寿命与电池放电次数紧密相关<sup>[19]</sup>，因而一天中对每辆可调度充放电电动汽车仅进行一次放电调度。本文中假定可调度充放电电动汽车由调度中心整合参与现货市场交易。

### 2.3 发电商和用户的主从博弈模型

#### 2.3.1 上层发电商非合作博弈模型

发电商作为日前市场主从博弈的领导者，其根据下层模型中用户的最优电量分配策略、自身的效用函数以及竞争对手的策略空间和效用函数，以最大化自身收益为目标，确定自身最优报价策略。

上层模型发电商 $i$ 目标函数为

$$\max \sum_{i=1}^T (F_i^t - C_{\text{cost},i}^t - F_{\text{plf}}^t / M) \quad (2)$$

$$F_i^t = \sum_{j=1}^N p_{i,j}^t \cdot q_{i,j}^t \quad (3)$$

$$C_{\text{cost},i}^t = a_i \cdot \left( \sum_{j=1}^N q_{i,j}^t \right)^2 + b_i \cdot \sum_{j=1}^N q_{i,j}^t + c_i \quad (4)$$

上层模型约束条件为

$$g_{i,\min} \leq p_{i,j}^t \leq g_{i,\max} \quad (5)$$

式中： $F_i^t$ 为 $t$ 时刻发电商 $i$ 日前市场的售电收入； $C_{\text{cost},i}^t$ 为 $t$ 时刻发电商 $i$ 日前市场的发电成本，对于

风力发电商，发电成本为其运行成本，对于火力发电商，发电成本为其燃料成本和运行成本之和； $F_{\text{plf}}^t$ 为 $t$ 时刻风力发电商实时市场的惩罚费用； $M$ 为现货市场中参与交易的发电商个数； $N$ 为现货市场中参与交易的用户个数； $p_{i,j}^t$ 为发电商 $i$ 日前市场的决策变量； $g_{i,\max}$ 、 $g_{i,\min}$ 分别为发电商 $i$ 报价策略的上下限。

#### 2.3.2 下层用户电量分配模型

日前市场中用户是主从博弈的跟随者，其根据发电商的报价策略和电动汽车的可调用情况，以最小化自身购电成本为目标，决定自身的最优电量分配策略。

下层模型用户 $j$ 目标函数为

$$\min \sum_{i=1}^T (C_j^t + F_{\text{plf}}^t / N) \quad (6)$$

$$C_j^t = \sum_{i=1}^M p_{i,j}^t \cdot q_{i,j}^t \quad (7)$$

下层模型约束条件为

(1) 交易电量约束

$$0 \leq q_{i,j}^t \quad (8)$$

(2) 用户需求电量约束

$$\sum_{i=1}^M q_{i,j}^t = L_{0,j}^t \quad (9)$$

(3) 发电商出力上限约束

$$\sum_{j=1}^N q_{i,j}^t \leq G_i^t \quad (10)$$

(4) 可调度电动汽车放电量约束

$$0 \leq q_{V2G}^t \leq G_{V2G}^t \quad (11)$$

(5) 日前市场功率约束

$$\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M q_{i,j}^t + q_0^t + q_1^t \leq \sum_{i=1}^M G_i^t + q_{V2G}^t \quad (12)$$

式中： $C_j^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 日前市场的购电成本； $F_{\text{plf}}^t$ 为 $t$ 时刻用户实时市场的惩罚费用； $q_{i,j}^t$ 为用户 $j$ 日前市场的决策变量； $L_{0,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 日前市场预测的需求电量； $G_i^t$ 为 $t$ 时刻发电商 $i$ 日前市场预测的出力； $G_{V2G}^t$ 为 $t$ 时刻可调度充放电电动汽车日前市场的放电量上限； $q_{V2G}^t$ 为 $t$ 时刻可调度充放电电动汽车日前市场的放电量； $q_1^t$ 为 $t$ 时刻可调度充放电电动汽车日前市场的充电量； $q_0^t$ 为 $t$ 时刻无序充电电动汽车日前市场的充电量。

### 2.4 主从博弈模型求解方法

本文运用粒子群算法和 Yalmip 工具箱求解日

前市场主从博弈问题。其中, 上层发电商非合作博弈模型采用粒子群算法<sup>[20-21]</sup>搜索发电商报价区间内的所有可能报价策略; 下层用户电量分配模型采用 Yalmip 工具箱快速求得用户的最优电量分配值和电动汽车的放电调度量。

#### 2.4.1 粒子群算法求解发电商非合作博弈模型

本文采用粒子群算法搜索上层发电商的策略组合, 得到发电商的最优报价策略组合。求解流程如图 2 所示。发电商间非合作博弈模型的求解步骤如下。

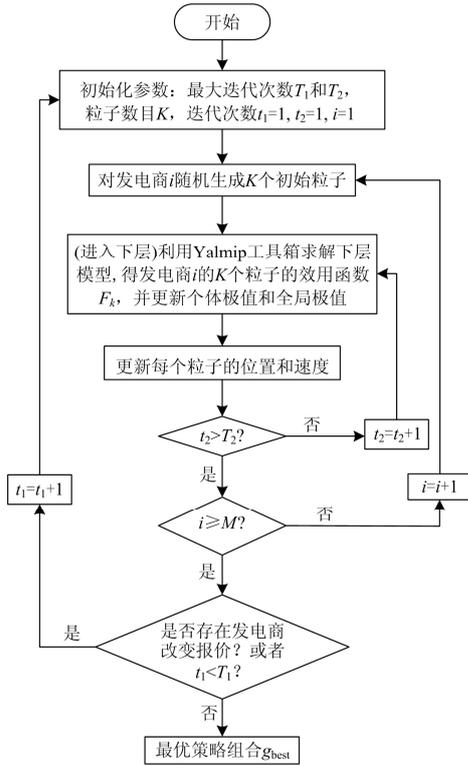


图 2 上层模型求解流程图

Fig. 2 Solution process diagram of upper layer model

步骤 1: 初始化参数, 包括最大迭代次数  $T_1$ 、 $T_2$ 、种群规模  $K$  等参数。

步骤 2: 对发电商  $i(i=1,2,\dots,M)$ , 在其报价区间内对  $N$  个用户分别随机生成  $K$  个初始报价策略, 即发电商  $i$  的第  $k(k=1,2,\dots,K)$  个粒子代表策略空间  $S_i^k = \{p_{i,1}^k, p_{i,2}^k, \dots, p_{i,N}^k\}$ 。

步骤 3: 在其他发电商- $i$  策略空间固定情况下, 对发电商  $i(i=1,2,\dots,M)$  的每个粒子, 由 Yalmip 工具箱分别求解下层用户电量分配模型解出用户的最优电量分配值和电动汽车的放电调度量, 进而得到相应的发电商  $i$  的  $K$  个效用函数  $F_k$ , 并更新每个粒子个体极值  $p_{best,k}$  和全局极值  $g_{i,best}$ 。

对每个粒子, 用其  $F_k$  和其个体极值  $p_{best,k}$  所对

应效用函数  $F_{best,k}$  比较, 若  $F_k \geq F_{best,k}$ , 则  $p_{best,k} = S_i^k$ ,  $F_{best,k} = F_k$ 。

对每个粒子, 用其  $F_{best,k}$  和全局极值  $g_{i,best}$  所对应效用函数  $F_{i,best}$  比较, 若  $F_{best,k} \geq F_{i,best}$ , 则  $g_{i,best} = p_{best,k}$ ,  $F_{i,best} = F_{best,k}$ 。

步骤 4: 对发电商  $i(i=1,2,\dots,M)$ , 更新每个粒子的位置  $S_i^k$  和速度  $V_i^k$ 。

步骤 5: 对发电商  $i(i=1,2,\dots,M)$  判断迭代是否结束, 否则转至步骤 3; 是则可得发电商  $i$  的最优报价策略为  $g_{i,best}$ , 同时返回步骤 2, 直到得到所有发电商的最优报价策略。

步骤 6: 比较所有发电商前后两次的最佳报价策略是否发生改变, 若存在任一发电商的最佳报价策略改变, 则返回步骤 2, 直至所有发电商都不再改变报价。

#### 2.4.2 Yalmip 工具箱求解用户电量分配模型

由式(6)一式(12)构成的下层模型为线性规划模型。利用 Yalmip 优化工具箱可以快速求解下层用户电量分配模型, 解出用户的最优电量分配值和电动汽车的放电调度量。下层用户电量分配模型的求解流程如图 3 所示。

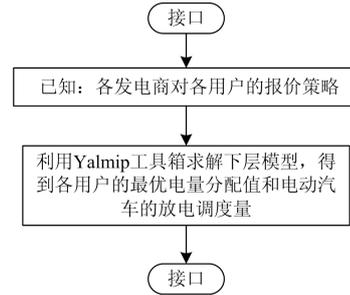


图 3 下层模型求解流程图

Fig. 3 Solution process diagram of the lower layer model

综上所述, 通过对日前市场上下两层模型求解可以得到日前市场的决策变量, 如各发电商的最优报价策略、用户的最优电量分配策略和电动汽车的放电调度量等。

### 3 实时市场交易模型

日前市场交易完毕后, 鉴于供需双侧电量的波动性, 风电的实际出力和用户的实际用电量与日前市场预测值之间都会存在误差。实时市场中调度中心通过计算供需双侧电量波动值, 协调用户需求响应电量和外购电量, 达到最小化社会成本的目的, 进一步优化日前市场的交易结果。实时市场建立计及供需双侧电量波动的预测误差惩罚机制, 引入到

日前市场的优化中,对预测误差严重方进行惩罚,从而达到规范交易主体行为的效果。

### 3.1 可转移负荷模型

不同类型的用户具有不同的缺电成本函数,引入参数 $\theta_j$ 来代表不同的用户类型。

用户 $j$ 的缺电成本函数<sup>[22]</sup>为

$$C_{TL,j}^t(q_j, q_{TL,j}^t) = K_1 \cdot q_{TL,j}^t{}^2 + K_2 \cdot \theta_j \cdot q_{TL,j}^t \quad (13)$$

式中: $C_{TL,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 因电量转移产生的缺电成本; $q_{TL,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 的转移电量; $K_1$ 、 $K_2$ 为大于零的常数; $\theta_j$ 为用户 $j$ 的类型, $0 \leq \theta_j \leq 1$ 。

### 3.2 可中断负荷模型

本文采用韦伯-费希纳定律构建用户参与中断响应模型<sup>[23]</sup>,认为不同类型用户参与中断响应的中断电量占原始负荷的比例是中断补偿价格的对数函数。

用户 $j$ 的中断电量和中断补偿为

$$q_{IL,j}^t = (K_{3,j} \cdot \ln(p_{IL,j}^t) + K_{4,j}) \cdot L_{0,j}^t \quad (14)$$

$$C_{IL,j}^t = p_{IL,j}^t \cdot q_{IL,j}^t \quad (15)$$

式中: $q_{IL,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 的中断电量; $p_{IL,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 的中断补偿价格; $C_{IL,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 获得的中断补偿; $K_{3,j}$ 、 $K_{4,j}$ 为常数; $L_{0,j}^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 日前市场的总成交量。

### 3.3 计及 DR 的实时市场交易模型

实时市场以最小化社会成本为目标。计及 DR 的实时市场目标函数可表示为

$$\min \sum_{t=1}^T \left( \sum_{j=1}^N (C_{TL,j}^t + C_{IL,j}^t) + C_{outbuy}^t \right) \quad (16)$$

$$C_{outbuy}^t = p_{outbuy}^t \cdot q_{outbuy}^t \quad (17)$$

(1) 电量平衡约束为

$$q_{outbuy}^t = \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t - \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t - q_{TL,j}^t - q_{IL,j}^t \quad (18)$$

(2) 可转移负荷约束为

$$\sum_{t=1}^T q_{TL,j}^t = 0 \quad (19)$$

$$-\alpha_j \cdot L_{0,j}^t \leq q_{TL,j}^t \leq \alpha_j \cdot L_{0,j}^t \quad (20)$$

(3) 可中断负荷约束为

$$0 \leq q_{IL,j}^t \leq \beta_j \cdot L_{0,j}^t \quad (21)$$

式中: $C_{outbuy}^t$ 为 $t$ 时刻外购电成本; $p_{outbuy}^t$ 为 $t$ 时刻电价; $q_{outbuy}^t$ 为 $t$ 时刻实时市场中的外购电量,若 $q_{outbuy}^t \geq 0$ ,即 $t$ 时刻在实时市场中考虑需求响应后

仍需购入电量,反之则售出电量; $\Delta L_j^t$ 为 $t$ 时刻用户 $j$ 的用电预测误差,即用户实际用电量相对于日前市场预测电量的改变量; $\Delta q_i^t$ 为 $t$ 时刻风力发电商 $i$ 的出力预测误差,即风力发电商实际出力相对于日前市场预测出力的改变量; $\alpha_j$ 为用户 $j$ 转移电量最大百分比; $\beta_j$ 为用户 $j$ 中断电量最大百分比。

### 3.4 计及供需双侧电量预测误差的惩罚机制

风电出力和用户用电量的不确定性会降低社会的经济效益和环境效益。通过惩罚预测误差严重侧可以提高预测精度<sup>[30]</sup>,使系统在尽量多消纳风电的同时提高市场运行的经济性。

本文中实时市场缺电量定义为预测误差与风电预测误差的差值。实时市场缺电量和惩罚费用为

$$\Delta^t = \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t - \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \quad (22)$$

$$F_{pIL}^t = \begin{cases} \left( \sum_{j=1}^N |\Delta L_j^t| + \sum_{i=1}^M |\Delta q_i^t| \right) \cdot g, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| > \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \\ 0, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| < \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \\ 0.5 \times \left( \sum_{j=1}^N |\Delta L_j^t| + \sum_{i=1}^M |\Delta q_i^t| \right) \cdot g, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| = \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \end{cases} \quad (23)$$

$$F_{pFq}^t = \begin{cases} \left( \sum_{j=1}^N |\Delta L_j^t| + \sum_{i=1}^M |\Delta q_i^t| \right) \cdot g, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| < \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \\ 0, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| > \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \\ 0.5 \times \left( \sum_{j=1}^N |\Delta L_j^t| + \sum_{i=1}^M |\Delta q_i^t| \right) \cdot g, & \left| \sum_{j=1}^N \Delta L_j^t \right| = \left| \sum_{i=1}^M \Delta q_i^t \right| \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\Delta^t$ 为 $t$ 时刻实时市场缺电量; $g$ 为日前市场最高报价策略。

供需双侧电量预测误差如图4所示。图4中(1)和(2)情况下 $\Delta^t > 0$ ,即日前市场存在供需双侧电量预测误差, $t$ 时刻风力发电商的实际出力不能满足用户的实际用电需求,需要调用DR资源以及在实时市场中购入电量来填补预测误差。图4中(3)和(4)情况下 $\Delta^t < 0$ ,即不考虑中断响应情况下, $t$ 时刻实时市场电量充裕,风力发电商的实际出力超出用户的实际用电需求,可售出多余电量来赚取额外收入。

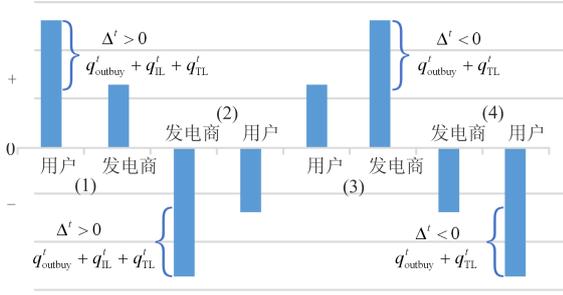


图4 供需双侧电量预测误差

Fig. 4 Power prediction error on the supply side and the demand side

在新型惩罚机制下, 若  $|\sum_{j=1}^N \Delta L_j^t| > |\sum_{i=1}^M \Delta q_i^t|$ , 即图中(1)和(4)所示, 用户均摊全部误差电量的惩罚费用; 若  $|\sum_{j=1}^N \Delta L_j^t| < |\sum_{i=1}^M \Delta q_i^t|$ , 即图中(2)和(3)所示, 风力发电商均摊全部误差电量的惩罚费用; 若  $|\sum_{j=1}^N \Delta L_j^t| = |\sum_{i=1}^M \Delta q_i^t|$ , 则惩罚费用由二者均摊。不同于传统模式下发电商和用户分别承担相应的惩罚费用, 本文所提新惩罚机制在用户用电量误差与风电出力误差不相等时, 误差较大一方不仅要向电网公司支付自身的惩罚费用, 还需承担误差较小一方的惩罚费用。将本文提出惩罚机制引入日前市场模型中可以有效规范风力发电商和用户的电量预测, 理性安排市场中电量分配策略, 避免日前市场风力发电商和用户为了自身利益而恶性竞争、虚假申报电量的投机行为。

### 3.5 计及 DR 的实时市场交易模型求解方法

本文运用粒子群算法求解实时市场交易模型。通过求解可以得到实时市场的决策变量, 如转移电量、中断电量和外购电量等。实时市场的粒子群算法流程如图5所示。每个粒子  $h$  由各类用户的转移电量和中断补偿价格组成:  $X_h^t = \{q_{IL,1}^t, q_{IL,2}^t, \dots, q_{IL,N}^t, p_{IL,1}^t, p_{IL,2}^t, \dots, p_{IL,N}^t\}$ , 其速度为  $V_h^t$ , 最大迭代次数为  $T_3$ , 种群规模  $H$ 。在迭代过程中, 对于粒子  $h$  的个体极值为  $p_{best,h}^t$  和全局极值为  $g_{best,h}^t$ 。

## 4 仿真分析

### 4.1 参数设置

本文对日前市场的不同参与主体进行分析, 仿真场景如表1所示。除场景1中的发电商3为200 MW装机容量的火力发电商外, 其余均为1200 MW装机容量的风力发电商。仿真中设定愿意参与转移负

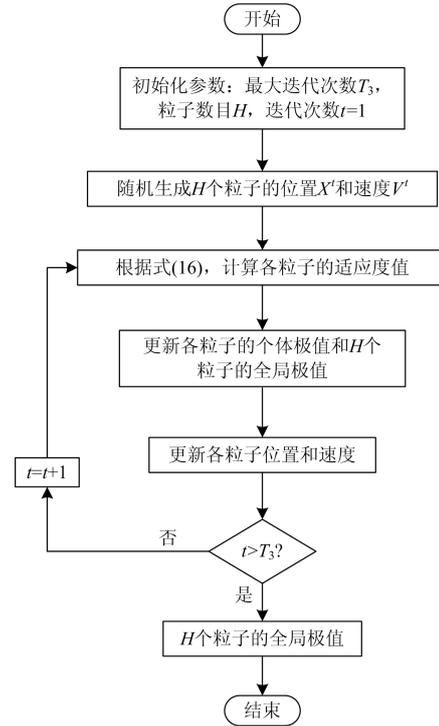


图5 实时市场粒子群算法流程图

Fig. 5 Flow chart of real-time market particle swarm optimization algorithm

荷的用户模型参数:  $K_1=0.25$ ,  $K_2=2300$ ; 居民用户  $\theta_1=0.15$ , 商业用户  $\theta_2=0.4$ , 工业用户  $\theta_3=0.1$ 。愿意参与中断负荷的用户模型参数: 居民用户  $K_{3,1}=0.02$ ,  $K_{4,1}=0.1$ ; 商业用户  $K_{3,2}=0.01$ ,  $K_{4,2}=0.05$ ; 工业用户  $K_{3,3}=0.07$ ,  $K_{4,3}=0.3$ 。外购电的费用分配不是本文的研究重点, 不做说明。

表1 运行场景设置

Table 1 Scene settings

场景	发电商	$g_{i,max}/(\text{美元}/\text{MWh})$	$g_{i,min}/(\text{美元}/\text{MWh})$	$h_i/(\text{美元}/(\text{MWh})^2)$
1	1	100	30	0.067
	2	100	30	0.134
	3	250	184	0.403
2	1	100	30	0.067
	2	100	30	0.134
	3	100	30	0.067
场景	发电商	$a_i/(\text{美元}/(\text{MWh})^2)$	$b_i/(\text{美元}/\text{MWh})$	$c_i/\text{美元}$
1	1	—	29.6	—
	2	—	29.6	—
	3	0.003	183.448	1254.269
2	1	—	29.6	—
	2	—	29.6	—
	3	—	29.6	—

### 4.2 日前市场交易情况及分析

未考虑实时市场惩罚机制情况下，两个场景中发电商日前市场博弈的报价结果如表 2 所示；场景 2 中风力发电商日前市场的收入如表 3 所示；两个场景中工业用户日前市场的最优购电分布如图 6 和图 7 所示。结合表 2 和图 6 可以发现，场景 1 火电机组的发电成本远高于风电机组，火力发电商为了在日前市场交易时不亏损，采取非理性报高价的方式来与那些限制于风电预测出力未能争取到风力发电商的用户签订电量。结合表 2 和图 7 可以发现，场景 2 中风力发电商 2 的报价增长系数较大，尽管其通过降低初始电价的方式争取用户，其成交电量仍低于风力发电商 1 和 3。在场景 1 和场景 2 中各

表 2 发电商报价博弈结果

Table 2 Game results of generators' bid price

场景	用户	发电商 1/(美元/MWh)	发电商 2/(美元/MWh)	发电商 3/(美元/MWh)
1	居民	38.79	36.76	243.23
	商业	57.09	56.27	247.56
	工业	49.26	48.95	243.52
2	居民	34.42	32.20	33.12
	商业	55.96	54.76	57.48
	工业	48.46	45.56	47.86

表 3 场景 2 风力发电商收入

Table 3 Income of wind power producers in case 2

情况	费用/美元	发电商 1	发电商 2	发电商 3
日前市场	售电收入	82 396	57 979	74 342
未考虑	运行成本	46 117	33 568	42 397
惩罚	售电收益	36 279	24 411	31 945

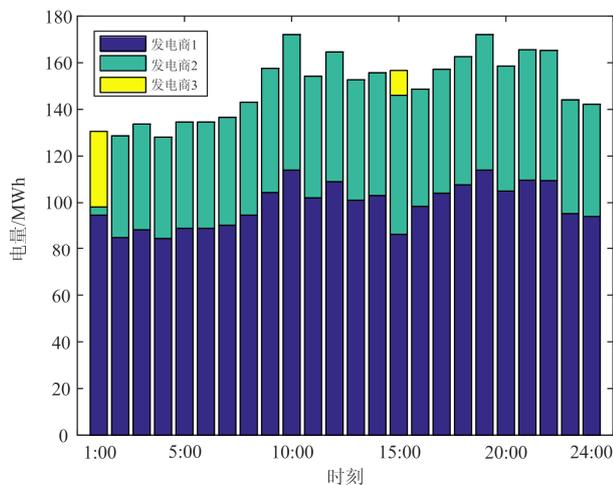


图 6 场景 1 工业用户在 3 个发电商间最优购电分布

Fig. 6 Industrial user's optimal power purchasing distribution among three power producers in case 1

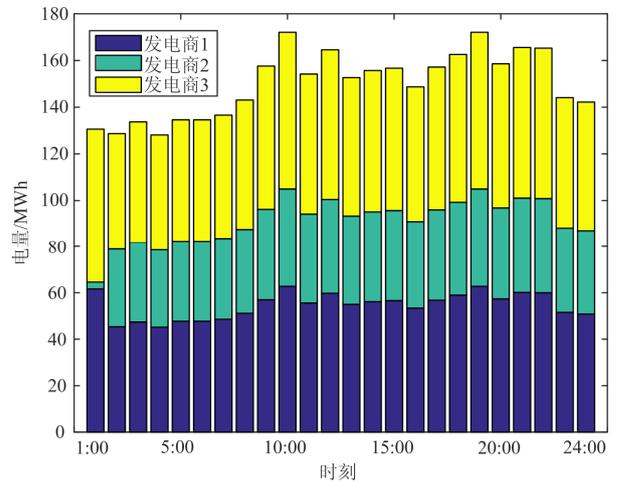


图 7 场景 2 工业用户在 3 个发电商间最优购电分布

Fig. 7 Industrial user's optimal power purchasing distribution among three power producers in case 2

风力发电商的预测电量基本上完全成交，验证了该模型可以有效促进风电的消纳，减少大规模弃风现象的发生。

场景 2 中的成交电价明显低于场景 1。场景 2 中 3 个风力发电商竞争力相差不多，在市场中相互制约，达到均衡，而场景 1 中的火力发电商 3 的发电成本较高，竞争力较弱，风力发电商 1 和 2 形成了双寡头垄断，导致电价上升，限制了市场的均衡。上述分析表明：在市场交易机制的制定中兼顾各类发电商的运行特性，对市场主体和市场健康平稳运行是有益且必要。

图 8 给出场景 2 中一天内电动汽车的日前市场调度曲线。从图 8 中可以看出，无序充电电动汽车依然在晚高峰 18:00—21:00 按照自己的习惯入网充电，增大了系统高峰负荷；可调度充电电动汽车集中在 23:00—7:00 错峰充电，降低了系统的负荷峰

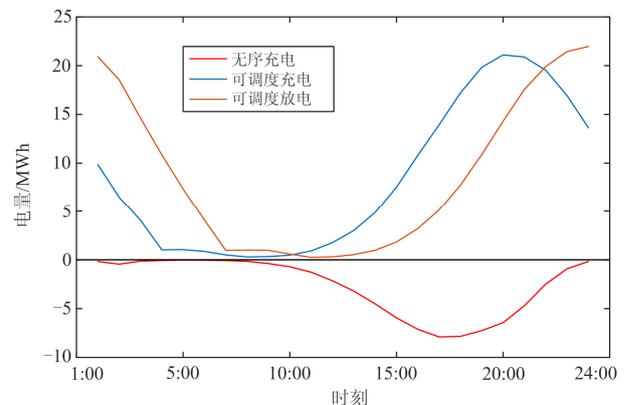


图 8 场景 2 电动汽车调度曲线

Fig. 8 Electric vehicles scheduling curve in case 2

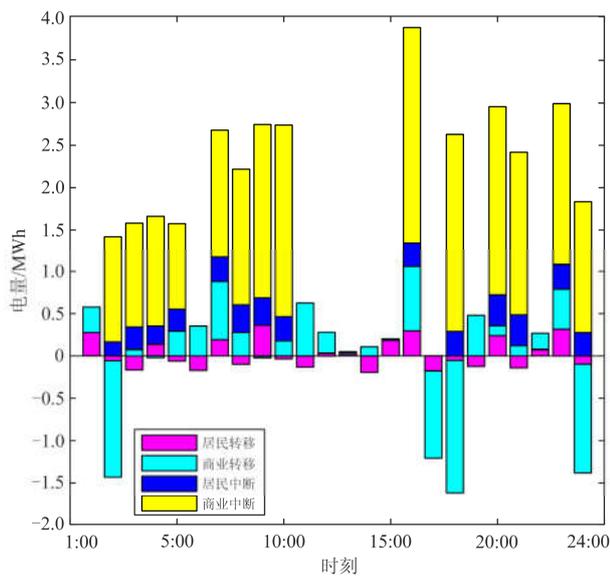
值; 可调度充放电电动汽车在 18:00 左右可实现放电量的最大调度。在 18:00 风电预测出力较低, 三类负荷的用电需求却同时处于高峰时段, 此时电动汽车向电网输送一部分功率来进一步降低负荷峰值。分析表明: 电动汽车储能特性的挖掘能起到配合风力发电, 削弱系统高峰时段负荷压力的效果。

### 4.3 实时市场交易情况及分析

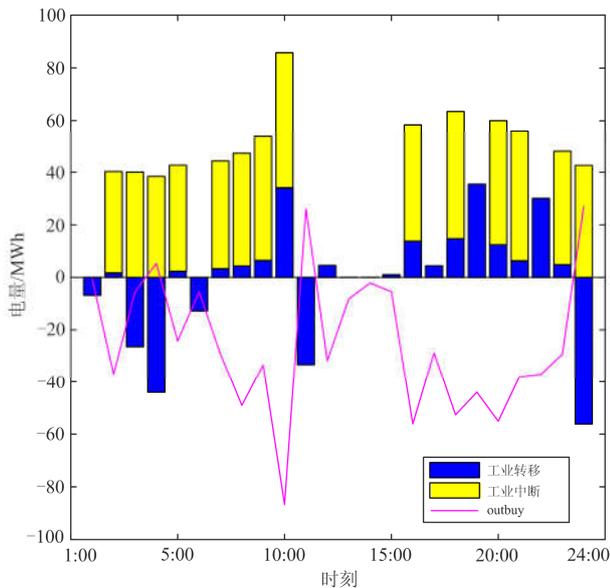
#### 4.3.1 电量交易结果及分析

在上述场景 2 背景下, 本文采用粒子群算法求解考虑惩罚机制的实时市场模型。

图 9 给出实时市场的电量交易结果。从图 9 中



(a) 居民用户和商业用户电量交易结果



(b) 工业用户和外购电量交易结果

图 9 实时市场电量交易结果

Fig. 9 Power trading results of real-time market

可以看出, 居民用户和商业用户一天内的转移电量较少, 工业用户一天内的转移电量较多。不同的用户具有不同的转移特性: 居民用户的转移电量一天内分布相对均匀; 商业用户转入电量集中在 17:00—18:00; 工业用户的转出电量集中在 10:00、19:00 和 22:00, 转入电量集中在在 20:00—次日 4:00。总体而言, 在实时市场交易模型作用下, 三类用户均是主动进行负荷转移, 即用电低谷时段转入负荷, 用电高峰时段转出负荷, 最小化缺电成本, 合理协调用电需求。

图 10 给出三类用户一天的中断补偿价格。从图 10 中可知, 11:00—15:00, 居民用户、商业用户和工业用户中断补偿价格都很低; 7:00—10:00 和 20:00—21:00, 居民用户、商业用户和工业用户中断补偿价格都很高。居民用户和商业用户的用电基数远小于工业用户, 且负荷特性明显、中断量较小, 因此, 居民用户和商业用户的各时段中断补偿价格明显高于工业用户, 施加较强的价格激励才能调动起这部分资源。上述分析表明, 居民用户和商业用户对价格激励信号的响应弱于工业用户, 即不同类型的用户具有不同的中断响应特性, 因此可以根据各类用户的负荷特性设置不同的中断补偿价格, 调动用户中断积极性。中断负荷不像转移负荷那样在其他的时段仍可以正常用电, 所以在实时交易中只有风电出力不满足用户用电需求时才调用这部分负荷, 避免资源浪费。结合图 9 和图 10 可以看出, 在负荷用电高峰时段, 用户通过需求响应的方式转出或削减该时刻的负荷可以显著降低负荷峰值, 从而取得一定的额外收入; 在用电低谷时段, 从系统低价购入电量满足高峰时段转入的用电需求, 用户灵活错峰用电, 从而减少电费支出, 验证了该模型的

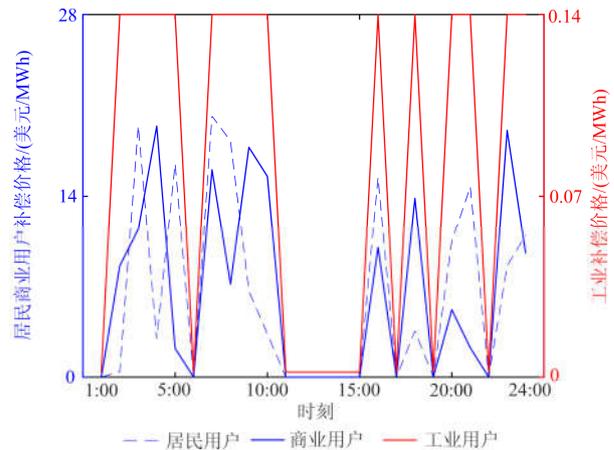


图 10 实时市场中断补偿价格

Fig. 10 Interrupt compensation price of real-time market

有效性。这种与电网的互动形式可以进一步激励用户积极参与需求响应。

#### 4.3.2 惩罚费用计算及分析

表 4 描述场景 2 下考虑惩罚机制的日前市场中发电商博弈的报价结果。表 5 描述场景 2 下考虑惩罚机制和未考虑惩罚机制情况下发电商日前市场的收入。从表中可以看出, 日前市场优化模型中考虑惩罚机制后发电商的报价策略更为稳定; 相对于考虑惩罚机制前, 发电商 1 的收入变化不大, 但发电商 2 和 3 的收入有大幅度的增加, 在昂贵的价格刺激下, 可以规范二者在日前市场的交易行为, 理性申报电量区间, 避免投机行为。

表 4 发电商报价博弈结果

Table 4 Game results of generators' bid price

场景	用户	发电商 1/ (美元/MWh)	发电商 2/ (美元/MWh)	发电商 3/ (美元/MWh)
2	居民	41.42	41.09	41.73
	商业	45.56	44.62	45.05
	工业	43.55	42.25	43.57

表 5 场景 2 发电商交易费用

Table 5 Transaction expenses of generators in case 2

情况	费用/美元	发电商 1	发电商 2	发电商 3
日前市场 考虑惩罚	售电收入	73 046	44 596	76 717
	运行成本	45 646	28 414	48 022
	售电收益	27 400	16 181	28 695
	惩罚	5 713.03	5 713.03	5 713.03
	总计	21 686.03	10 467.97	22 981.97
日前市场 未考虑	售电收益	36 279	24 411	31 945
惩罚	惩罚	14 416.7	14 416.7	14 416.7
总计	总计	21 862.3	9 994.3	17 528.3

## 5 结论

在现有电力现货市场研究较少涉及综合考虑“源-网-荷-储”交易模式设计的背景下, 本文提出一种计及电动汽车可调度能力、用户主动 DR 和供需双侧电量波动的日前市场和实时市场误差量联动交易模型。日前市场中建立风力发电商和火力发电商与三类用户之间计及电动汽车可调度能力的主从博弈模型; 实时市场兼顾供需双侧实际电量波动, 以最小化社会成本为目标, 建立计及供需双侧电量波动的需求响应模型, 并提出一种新型计及供需双侧电量波动的预测误差惩罚机制。研究表明:

(1) 在设计市场交易机制时兼顾各类发电商的运行特性和用户的用电特性对市场主体利益和市场平稳运行有益且必要。

(2) 该模型可以促进风电的消纳, 合理安排电动

汽车充放电, 缓解风电的预测误差给社会带来的影响的同时降低系统负荷峰值。

(3) 本文所提出的新型惩罚机制对误差较大方施以强惩罚, 引导市场主体规范交易行为, 理性申报电量区间, 避免投机行为。

本文下一步的研究工作包括外购电费在市场主体间的分配方法研究, 以及考虑惩罚机制的实时市场电价机制设计等。

## 参考文献

- [1] LIU X, XU W. Economic load dispatch constrained by wind power availability: a here-and-now approach[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2010, 1(1): 2-9.
- [2] 董龙昌, 陈民铀, 李哲, 等. 基于 V2G 的电动汽车有序充放电控制策略[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(1): 1-15. DONG Longchang, CHEN Minyou, LI Zhe, et al. Ordered charging and discharging control strategy of EVs based on V2G[J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(1): 1-15.
- [3] 陈凯炎, 牛玉刚. 基于 V2G 技术的电动汽车实时调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 1-9. CHEN Kaiyan, NIU Yugang. Real-time scheduling strategy of electric vehicle based on vehicle-to-grid application[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 1-9.
- [4] 于娜, 于飞, 黄大为, 等. 基于多代理系统的电动汽车充放电分布式协同调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(5): 1-9. YU Na, YU Fei, HUANG Dawei, et al. Multi-agent system based charging and discharging of electric vehicles distributed coordination dispatch strategy[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(5): 1-9.
- [5] 栗梦迪, 董哲, 黄丽华, 等. 考虑风速动态时空关系的风电功率预测[J]. 电力科学与工程, 2017, 33(4): 20-25. LI Nengdi, DONG Zhe, HUANG Lihua, et al. Wind power forecast considering the spatial temporal dynamics relationships of wind speed[J]. Electric Power Science and Engineering, 2017, 33(4): 20-25.
- [6] 钟迪, 李启明, 周贤, 等. 多能互补能源综合利用关键技术研究现状及发展趋势[J]. 热力发电, 2018, 47(2): 1-5, 55. ZHONG Di, LI Qiming, ZHOU Xian, et al. Research status and development trends for key technologies of multi-energy complementary comprehensive utilization system[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(2): 1-5, 55.
- [7] 黄伟, 李玟萱, 车文学. 基于 Stackelberg 模型的主动配电网动态电价需求响应设计[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(14): 70-77. HUANG Wei, LI Minxuan, CHE Wenxue. Stackelberg model based dynamic pricing demand response design for active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(14): 70-77.

- [8] 彭文昊. 基于用电数据分析的需求响应策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
- [9] 闫志杰, 张蕊萍, 董海鹰, 等. 基于需求响应的电动汽车充放电电价与时段研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(15): 16-22.  
YAN Zhijie, ZHANG Ruiping, DONG Haiying, et al. Price and period research of electric vehicles charging and discharging based on demand response[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(15): 16-22.
- [10] 许少伦, 严正, 冯冬涵, 等. 基于多智能体的电动汽车充电协同控制策略[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(11): 7-13, 21.  
XU Shaolun, YAN Zheng, FENG Donghan, et al. Cooperative charging control strategy of electric vehicles based on multi-agent[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(11): 7-13, 21.
- [11] 周亦洲, 孙国强, 黄文进, 等. 计及电动汽车和需求响应的多类电力市场下虚拟电厂竞标模型[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1759-1767.  
ZHOU Yizhou, SUN Guoqiang, HUANG Wenjin, et al. Strategic bidding model for virtual power plant in different electricity markets considering electric vehicles and demand response[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1759-1767.
- [12] 吴诚. 基于博弈论的大用户直购电双边决策研究[D]. 南京: 东南大学, 2017.
- [13] 曾嘉志, 赵雄飞, 李静, 等. 用电侧市场放开下的电力市场多主体博弈[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(24): 129-136.  
ZENG Zhijia, ZHAO Xiongfei, LI Jing, et al. Game among multiple entities in electricity market with liberalization of power demand side market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 129-136.
- [14] 赵敏, 沈沉, 刘锋, 等. 基于博弈论的多微电网系统交易模式研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(4): 848-857.  
ZHAO Min, SHEN Chen, LIU Feng, et al. A game-theoretic approach to analyzing power trading possibilities in multi-microgrids[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(4): 848-857.
- [15] 王晔, 王留晖, 张少华. 风电商与 DR 聚合商联营对电力市场竞争的影响[J]. 电网技术, 2018, 42(1): 110-116.  
WANG Xian, WANG Lihui, ZHANG Shaohua. Impacts of cooperation between wind power producer and DR aggregator on electricity market equilibrium[J]. Power System Technology, 2018, 42(1): 110-116.
- [16] 刘毅然. 商业型虚拟发电厂建模及其市场交易策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [17] 甘宇翔, 蒋传文, 白宏坤, 等. 市场环境下游区售电商的最优报价和运行优化[J]. 电网技术, 2018, 42(3): 707-715.  
GAN Yuxiang, JIANG Chuanwen, BAI Hongkun, et al. Optimal bidding strategy and operation of industrial park electricity retailer in electricity market[J]. Power System Technology, 2018, 42(3): 707-715.
- [18] 师景佳, 袁铁江, KHAN S A, 等. 计及电动汽车可调度能力的风/车协同参与机组组合策略[J]. 高电压技术, 2018, 44(10): 3433-3440.  
SHI Jingjia, YUAN Tiejia, KHAN S A, et al. Unit commitment strategy considering cooperated dispatch of electric vehicles based on scheduling capacity and wind power generation[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(10): 3433-3440.
- [19] TAYLOR M J, ALEXANDER A. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations[C] // IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 26-30, 2009, Calgary, Canada: 1-6.
- [20] 张子泳, 仇梦林, 李莎. 基于多目标粒子群算法的电力系统环境经济调度研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 1-10.  
ZHANG Ziyong, ZHANG Menglin, LI Sha. Environmental/economic power dispatch based on multi-objective particle swarm constraint optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 1-10.
- [21] 祖其武, 牛玉刚, 陈蓓. 基于改进粒子群算法的微网多目标经济运行策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 57-63.  
ZU Qiwu, NIU Yugang, CHEN Bei. Study on multi-objective economic operating strategy of microgrid based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 57-63.
- [22] FAHRIOGLU M, ALVARADO F L. Using utility information to calibrate customer demand management behavior models[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2001, 16(2): 317-322.
- [23] 罗琴, 宋依群. 售电市场环境下计及可中断负荷的营销策略[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 134-139.  
LUO Qin, SONG Yiqun. Marketing strategy in competitive retail market considering interruptible load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 134-139.

收稿日期: 2019-08-20; 修回日期: 2019-11-05

作者简介:

尹琦琳(1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力市场; E-mail: 1067170740@qq.com

秦文萍(1972—), 女, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统稳定性、可靠性分析和电力电子化电力系统分析等。E-mail: qinwenping@tyut.edu.cn

(编辑 张爱琴)