

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200742

计及风-光-蓄多电场竞价的电动汽车购电策略研究

张良¹, 刘禹含¹, 冷祥彪², 吕玲¹, 蔡国伟¹

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 南方电网能源发展研究院有限公司, 广东 广州 510670)

摘要: 大电网供电以火力发电为主, 未来大规模电动汽车从大电网购电不能满足电动汽车低碳出行的理念, 且充电费用昂贵。为了有效地解决这一问题, 提出了一种风-光-蓄多电场参与日前市场竞价, 通过与国网公司签订过网合约对电动汽车进行供电的电动汽车购电新策略。首先, 针对充电方式不同的电动汽车进行负荷建模; 而后, 以电动汽车用户购电成本最小为目标建立购电策略优化数学模型, 通过含有随机变异粒子的改进粒子群算法得到最终的购电策略。仿真结果表明, 与传统模式和非竞价模式的购电策略相比, 利用所提购电策略, 各充电类型的电动汽车用户购电成本均有所降低, 有助于推动清洁能源电场和电动汽车的发展。

关键词: 电动汽车; 清洁能源电场; 购电策略; 粒子群算法; 多电场竞价

Research on an electric vehicle electricity purchasing strategy based on wind-PV-pumped storage multiple electric fields bidding

ZHANG Liang¹, LIU Yuhan¹, LENG Xiangbiao², LÜ Ling¹, CAI Guowei¹

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. China Southern Power Grid Energy Development Institute Co., Ltd., Guangzhou 510670, China)

Abstract: China's power supply is mainly based on thermal power generation. In the future, large-scale electric vehicles purchasing electricity from large grids cannot meet the need for low-carbon travel of electric vehicles with high charging costs. In order to effectively improve this problem, this paper proposes a new strategy for wind-PV-pumped storage multiple electric fields to participate in the current market bidding and power supply for electric vehicles by signing grid contracts with State Grid Corporation of China. First, load modeling is performed for electric vehicles with different charging methods. Then, an optimized electricity purchasing strategy is established with the goal of minimizing the cost of purchasing electricity for electric vehicle users. Finally, a purchasing strategy result is obtained through an improved particle swarm algorithm containing randomly mutated particles. The simulation results show that compared with traditional and non-bidding power purchase strategies, the charging cost of electric vehicle users of each type is reduced, compared with the existing power purchase strategy. At the same time, it will help promote using of renewable power plants and electric vehicles.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51607031) and Jilin Science and Technology Innovation Development Project (No. 20190104138).

Key words: electric vehicles; renewable power plants; electricity purchase strategy; particle swarm algorithm; multiple electric fields bidding

0 引言

电动汽车(Electric Vehicles, EV)替代传统燃油车, 被认为是减少温室气体排放的关键^[1]。同时,

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51607031); 吉林市科技创新发展计划项目资助(20190104138)

随着各国对环保型能源电力产业的逐渐重视, 风、光、蓄等清洁能源电场作为国家能源与环境保护政策实施的重点项目, 其总装机容量及产电比重在逐年增加。然而, 新能源电场发展进程过快也导致了社会用电量过剩、清洁能源投资利润率不高等一系列问题。根据国家统计局数据显示, 我国火力发电长期占据总发电量的七成左右^[2], 电动汽车从大电

网直接购电的传统模式并未从根本上实现低碳环保的目标。因此, 电动汽车与新能源电站的产业协作为电动汽车从根本上实现低碳环保提供了可能, 为消纳“弃风”、“弃水”提供了新途径。

目前, 部分研究人员对清洁能源电场为 EV 供电进行了研究^[3-5], 但大多用于单一能源供电或孤岛微电网系统。而有关电动汽车参与电力市场交易的研究主要集中在利用电价波动控制电动汽车有序充电^[6-8]和参与电网调度^[9-12]方面。文献[13]考虑了电网电压曲线的动态可行需求区域模型, 利用区间电价的不同, 激励电动汽车调峰。文献[14]以 EV 充电对变压器次级电压的影响最小为优化目标, 根据分时电价规划控制 EV 充电, 最大程度地提高电网的效益。上述文献均从优化电网运行的角度考虑, 忽略了电力市场竞争过程中用户的利益。

本文提出了一种清洁能源电场为 EV 供电的新模式。根据电动汽车充电方式不同对 EV 负荷进行建模。在考虑风电、光伏和抽水蓄能的协调联动和出力互补的情境下, 根据各电场出力及竞价方式的不同, 以电动汽车购电成本最低为优化目标, 以各电场供电量和供电时间为优化变量, 采用粒子群算法得到优化的购电方式。通过算例分析, 并与传统购电模式(即现有模式)和非竞价模式下的购电价格进行对比, 验证了该购电策略可以有效地减少 EV 购电成本。

1 风-光-蓄多电场竞价模式的构建

1.1 日前市场交易流程

现有模式下, EV 直接从以火电为主的大电网并网购电, 不能完全实现低碳且购电成本较高。本文提出了一种风-光-蓄多电场参与日前市场竞价并为 EV 供电的新模式, 其具体交易流程如图 1 所示。其中, 虚线表示信息互联, 实线表示能量互联。

首先, 各清洁能源电场通过与电网企业签订过网合约确定过网费价格, 并向日前电力市场提供其预测的后一天发电量曲线图和报价表, 报价包含过网费用及政府性基金附加费用; 其次, 电动汽车总代理商(EV Supplier)向电力市场提供电动汽车后一天的负荷预测曲线图; 最后, 电力市场以 EV 购电成本最低为目标, 根据各电厂报价方式的不同进行竞价匹配, 并反馈给各个新能源电场最优供电量和供电时间及成交电价, 电场通过电网将电量传输至 EV Supplier, 由 EV Supplier 二次分配并售卖至不同充电环境下的 EV 用户。

由于风电场的弃风电量主要产生在夜间, 与 EV 夜间的充电负荷趋势较为接近, 同时, 为了改善风

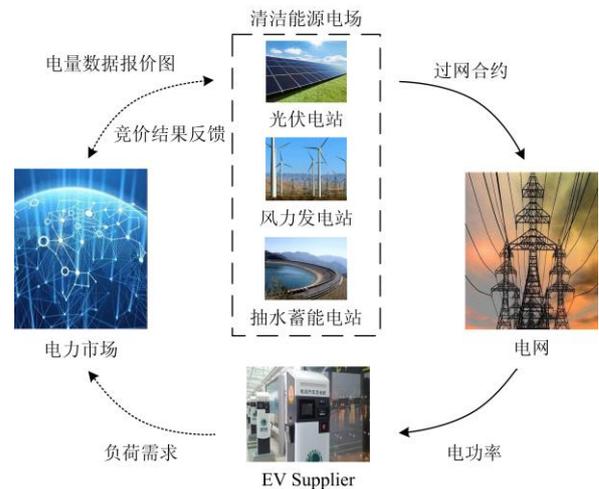


图 1 竞价流程图

Fig. 1 Diagram of bidding process

电场的弃风消纳问题, 风电场以弃风电量参与交易。风电场弃风电量主要承担夜间的电动汽车负荷, 光伏电站主要承担日间的电动汽车负荷, 抽水蓄能电站发电的灵活可控性较高, 可以作为备用电源补充 EV 预测负荷与实际充电负荷间的差值并进行调峰。

1.2 新能源电场报价方式

清洁能源电场的报价方式是竞价流程的重要步骤之一。各电场向交易中心提供的单位电价是综合考虑自身收益、输配电价以及政府性附加基金等因素后决定的, 即上网电价与过网电价 C_g 之和。为避免供电量不足带给电场的惩罚损失, 各电场上报给交易中心的竞价电量图都以预测电量为基础留有一定裕度。

根据文献[15]的实验结果可知, 现有技术下, 风电场短时弃风电量预测的精准度较高。因此, 在留有一定裕度的前提下, 可以得到可参与竞价的弃风电量, 其报价关系如图 2 所示。为了提高风电场能源利用率, 促进弃风电量的消纳, 假设弃风报价与交易成交总电量相关, 在一定额度内呈阶梯性递减电价。为保证风电场经济性, 当总售电量超出一定额度时, 报价不再降低^[16]。

光伏电站出力一般满足韦布尔概率分布。受光照强度和时长的影响, 光伏定价方法一般采用峰谷分时电价^[17], 如图 3 所示。没有光照的时段 T_1 , 其产电量为 0 kWh, 报价为 0 元/kWh; 光照强度较高且负荷较低的时段 T_2 , 光伏报价为谷电价 C_v ; 光照强度与负荷均较高或较低的时段 T_3 , 报价为平电价 C_f ; 光照强度较低且负荷较高的时段 T_4 , 报价为峰电价 C_h 。

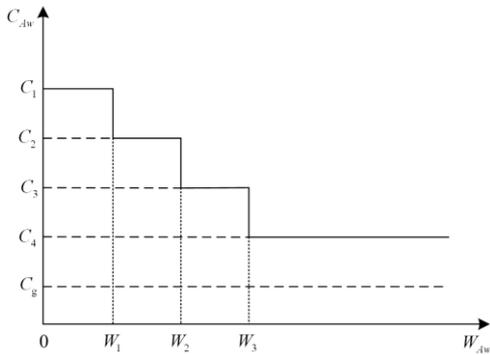


图 2 弃风电量与报价关系图

Fig. 2 Diagram of abandoned wind power and quotation

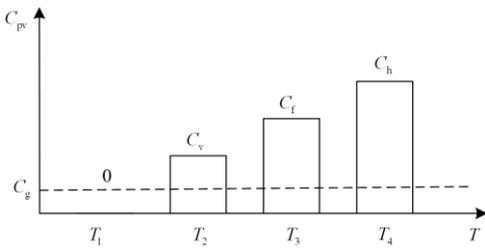


图 3 光伏电站报价图

Fig. 3 PV power plant quotation chart

我国抽水蓄能电站在承担削峰填谷任务时，主要采用霍普金森电价中的电量电价作为上网电价，即由变动成本(一般为调峰调谷成本)决定的电价。根据调峰电价曲线推求原理^[18]可知，调峰电价在价格范围内与调峰时长成反比，如图 4 所示。

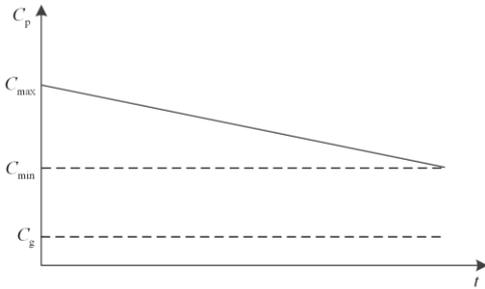


图 4 抽水蓄能电站报价图

Fig. 4 Pumped storage power station quotation chart

1.3 EV 负荷模型的建立

EV 负荷预测结果的精确度是竞价过程的依据。经过大量的试验验证，目前 EV 短期负荷预测的精度高达 80% 以上^[19-20]。目前常见的充电方式分别为居民区充电、充电站直流充电和充电站交流充电。EV 用户的行为特性决定了其充电方式的不同，各 EV 的充电价格也不同，在建立 EV 充电负荷模型时，需要考虑不同充电方式产生的负荷。蒙特卡罗

模拟法是一种抽取概率特性并通过累加推求未知特性量的计算方法。蒙特卡罗模拟法抽取 EV 起始充电时间概率及日行驶里程概率，根据不同充电类型的充电特性，通过叠加求得预测的 EV 负荷，流程图如图 5 所示。

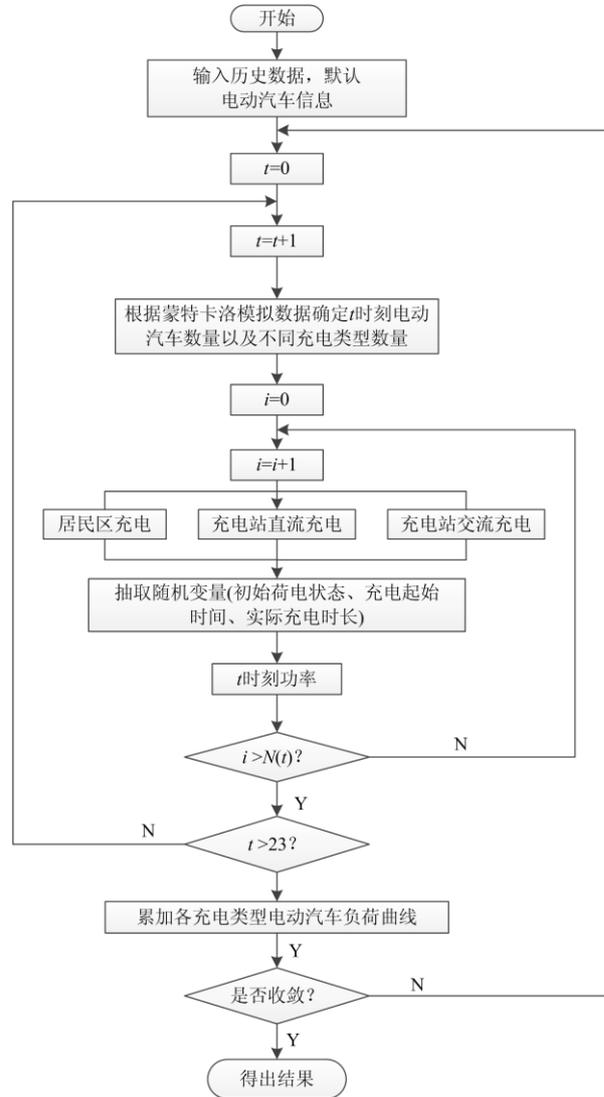


图 5 蒙特卡罗模拟流程图

Fig. 5 Monte Carlo simulation flowchart

根据 2018 年度中国城市交通报告，EV 充电起始时刻概率密度曲线可以近似看作按正态分布，其表达式如式(1)所示。

$$f_N(T_{is}) = \frac{1}{\delta_e \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(T_{is} - \mu_e)^2}{2\delta_e^2} \right] \quad (1)$$

式中： δ_e 为充电起始时刻概率标准差 ($\delta_e = 20.24$)； μ_e 为充电起始时刻概率均值 ($\mu_e = 16.25$)； N 为电动汽车总数量； T_{is} 为第 i 台 EV 充电起始时刻。

日行驶里程概率密度函数服从对数正态分布, 其表达式如式(2)所示。

$$f_N(l_i) = \frac{1}{l_i \delta_1 \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(\ln l_i - \mu_1)^2}{2\delta_1^2} \right] \quad (2)$$

式中: δ_1 为日行驶里程概率标准差 ($\delta_1 = 0.88$); μ_1 为日行驶里程概率均值 ($\mu_1 = 5.15$); l_i 为第 i 台 EV 日行驶里程。

本文假设各类型充电均为恒定功率模式充电, 因此充电起始时刻 T_{is} 与充电结束时刻 T_{ie} 之间满足式(3)所示条件。

$$T_{ie} - T_{is} = \frac{l_i S}{P_{ei}'} \quad (3)$$

式中: P_{ei}' 为第 i 台 EV 在 t 时段的充电功率; S 为每公里耗电量, 本文假设 EV 电池种类相同, 即 S 为常数。

单台 EV 的充电电量如式(4)所示。

$$E_i = \int_{T_{is}}^{T_{ie}} P_{ei}' dt \quad (4)$$

式中: E_i 为第 i 台 EV 充电电量; t 为时段, 文中时间间隔设为 1 h, 共 24 段。

一般居民区充电的功率为 1.4~1.9 kW, 充电站交流充电的充电功率为 7.7~25.6 kW, 充电站直流充电的充电功率为 30~100 kW。因此, 不同充电类型的 EV 在 t 时段的充电负荷如式(5)~式(7)所示。

$$L'_{N1} = \sum_{i=1}^{N1} P_{ei}' \quad (7.7 \leq P_{ei}' \leq 25.6) \quad (5)$$

$$L'_{N2} = \sum_{i=1}^{N2} P_{ei}' \quad (30 \leq P_{ei}' \leq 100) \quad (6)$$

$$L'_{N3} = \sum_{i=1}^{N3} P_{ei}' \quad (1.4 \leq P_{ei}' \leq 1.9) \quad (7)$$

式中: L'_{N1} 、 L'_{N2} 、 L'_{N3} 分别为 t 时段充电站交流充电、直流充电和居民区的充电负荷; $N1$ 、 $N2$ 、 $N3$ 分别为充电站交流充电、直流充电和居民区充电 EV 数量。

t 时段不同充电类型的 EV 充电电量可表示为

$$\begin{cases} W'_{N1} = \int L'_{N1} dt \\ W'_{N2} = \int L'_{N2} dt \\ W'_{N3} = \int L'_{N3} dt \end{cases} \quad (8)$$

$$W'_L = W'_{N1} + W'_{N2} + W'_{N3} \quad (9)$$

式中: W'_{N1} 、 W'_{N2} 、 W'_{N3} 分别为 t 时段充电站交流充电、直流充电和居民区充电电量; W'_L 为预测的 t 时段 EV 充电总电量。

2 购电策略优化模型

2.1 目标函数的建立

本文以 EV 用户的购电成本最小为目标得到从风-光-蓄电场购电的优化策略, 不考虑对新能源电站出力不足的惩罚费用。用户购电成本包含日前市场从各电场购电的费用、当日补偿发电费用和充电站充电服务费。目标函数如式(10)所示。

$$\min F = \sum_{t=1}^T (F'_r + F'_c + F'_s) \quad (10)$$

式中: F 为一天内所有 EV 用户购电总成本; F'_r 为 t 时段日前市场成交费用; F'_c 为 t 时段抽水蓄能电站为补偿预测负荷与实际负荷电量差的发电费用; F'_s 为 t 时段充电站充电服务费用; T 为时段总数, 文中设为 24。

日前市场成交费用为各清洁能源电场出售给 EV Supplier 的电量与成交价格的乘积和, 如式(11)所示。

$$F'_r = C'_{Aw} W'_{Aw} + C'_{pv} W'_{pv} + C'_p W'_p \quad (11)$$

式中: W'_{Aw} 、 W'_{pv} 、 W'_p 分别为 t 时段风、光、蓄电站竞价成交电量; C'_{Aw} 、 C'_{pv} 、 C'_p 分别为 t 时段风、光、蓄电站的竞价成交电价。

为解决充电当天预测和实际充电负荷的误差, 当成交供电量不足实际充电负荷时, 由抽水蓄能电站补充出力, 并按照水电站削峰电价购电, 补偿发电费用如式(12)所示。

$$F'_c = C'_c W'_c \quad (12)$$

式中: W'_c 为抽水蓄能电站当日 t 时段的补偿发电量; C'_c 为抽水蓄能电站 t 时段削峰处理电价。

EV 用户在居民区充电采用民用电价, 在充电站购电需附加服务费。按照充电方式的不同定价, 一般以度为计量单位收取服务费, 服务费用如式(13)所示。

$$F'_s = C_{s1} W'_{N1} + C_{s2} W'_{N2} \quad (13)$$

式中, C_{s1} 、 C_{s2} 分别为充电站交流充电和直流充电的服务电价, 设与传统模式下的服务费用相等。

2.2 约束条件的建立

在实现 EV 用户购电成本最小的同时, 要从电网的电能平衡、各电场出力、购电及成交总电量、电动汽车充电电量^[21-23]方面进行约束, 具体的约束条件如下。

1) 电能平衡约束

电能平衡约束是指 EV 总充电电量与各电场日前成交电量及实时补偿出力电量和相等。

$$W_{Ls}^t = \sum_{i=1}^T (W_{Aw}^t + W_{Pv}^t + W_p^t + W_c^t) \quad (14)$$

式中, W_{Ls}^t 为当日 EV 实际充电总电量。

2) 各电场出力约束

各电场 t 时段竞价成交的电量应小于该时刻各电场生产的总电量, 约束如下所示。

$$0 \leq W_{Aw}^t \leq W_{Awa}^t \leq W_{wa}^t \quad (15)$$

$$0 \leq W_{pv}^t \leq W_{pva}^t \eta_{pv} \quad (16)$$

$$0 \leq W_{cs}^t \leq W_p^t \leq W_{pa}^t \quad (17)$$

式中: W_{wa}^t 为风电场 t 时段产电量; W_{Awa}^t 为风电场 t 时段弃风电量; W_{pva}^t 为光伏电站 t 时段产电量; η_{pv} 为光伏可上网功率转化效率; W_{pa}^t 为抽水蓄能电站 t 时段产电量; W_{cs}^t 为抽水蓄能电站夜间储蓄抽水所用电量。

3) 竞价成交电量约束

电力市场竞价交易过程中, 各电场成交电量和应不少于预测负荷的总量。

$$0 \leq \sum_{i=1}^T (W_{Aw}^t + W_{pv}^t + W_p^t) \leq W_L^t \quad (18)$$

4) 电动汽车充电约束

电动汽车充电需满足用户期望的充电电量, 约束如式(19)所示。

$$W_{soci} \leq E_i \leq Q_i \quad (19)$$

式中: W_{soci} 为 EV 初始电池电量; Q_i 为 EV 电池总容量。

2.3 改进的粒子群算法

传统粒子群算法随机性较强, 在解决单峰问题过程中容易快速收敛导致陷入局部最优的情况^[24]。为解决该问题, 本文通过比对各粒子的适应值判别其适应度方差的大小。当适应度方差较大时引入了变异概率不同的变异粒子, 有利于改善早熟收敛现象, 有效判别全局最优解, 从而实现粒子自适应全局。适应度方差表达式为

$$F_{av}^k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m F(x_i^k) \quad (20)$$

$$f^k = \min \left[1, \left| F(x_i^k) - F_{av}^k \right| \right] \quad (21)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^m \left(\frac{F(x_i^k) - F_{av}^k}{f^k} \right)^2 \quad (22)$$

式中: F_{av}^k 为粒子群体平均适应值; m 为粒子个数; $F(x_i^k)$ 为各粒子对应适应值(即目标函数值); f^k 为粒子适应值归一化因子; σ^2 为群体适应度方差。

通过 σ^2 的大小判断粒子是否满足变异的条件, 适应度方差越小表示越接近最优解位置。因此, 本文设置当 σ^2 大于 1 时粒子变异, 并对全局最优解 g_{best}^{k+1} 增加随机扰动, 公式如式(23)一式(24)所示。

$$g_{best}^{k+1} = g_{best}^{k+1} + \frac{1}{2} g_{best}^{k+1} \cdot \theta \quad (23)$$

$$\theta \sim N(0,1) \quad (24)$$

式中, θ 为随机扰动变量。

改进的粒子群算法流程图如图 6 所示, 其具体优化步骤如下:

1) 设置以三个电场 24 h 竞价结果为粒子的粒子群算法基本参数, 输入目标函数及相应约束条件。

2) 局部最优和全局最优初始化设置。

3) 迭代循环计算粒子局部最优适应值和全局最优适应值。

4) 计算群体适应度方差, 若方差小于 1 则进行第 5) 步。反之则增加变异粒子, 求得其适应值并与全局最优解适应值进行比较, 若其值优于全局最优解适应值, 则更新最优解。

5) 更新粒子移动速度与方位。

6) 判断循环次数是否达到设置迭代上限, 如果满足条件, 则输出最优购电结果, 否则返回第 3) 步。

3 仿真分析

本文以北京市某地区电动汽车统计数据建立 20 000 辆 EV 充电负荷, 并与总装机容量为 45 MW 的风电场, 总装机容量为 35 MW 的光伏电站, 调峰容量为 30 MW 的抽水蓄能电站为例进行仿真分析。

3.1 传统购电模式

现有模式下, 电动汽车直接从大电网购电, 其充电电价如表 1 所示。根据国家电网北京市供电公司规定, 为促进私人电动汽车的利用与发展, EV 在居民区充电采用普通居民区合表电价, 其中包含火电上网电价为 0.359 8 元/kWh, 过网费用为 0.1 元/kWh, 过网维修费用为 0.013 5 元/kWh。公共充电站作为日间出行的补充采用峰谷电价, 用户需要缴纳服务费。北京市国网充电服务站直流充电服务费 C_{s1} 为 0.9 元/kWh, 交流充电服务费 C_{s2} 为 0.8 元/kWh。

3.2 基于风-光-蓄多电场竞价购电模式

根据 1.3 节内容可以得到预测的 EV 负荷曲线及风-光-蓄电场联合出力图, 如图 7 所示。需要说明的是, 图中的各电场出力电量曲线不是预测曲线, 而是留有可靠裕度后的竞价电量曲线图, 并假定预测的 EV 负荷即为实际充电负荷, 即 $W_{Ls}^t = W_L^t$ 。风电场弃风报价如表 2 所示, 光伏电站报价如表 3 所示。根据文献[17]的水电站调峰电价曲线推求原理, 得到抽水蓄能电站报价为 0.32 元/kWh。各电场报价

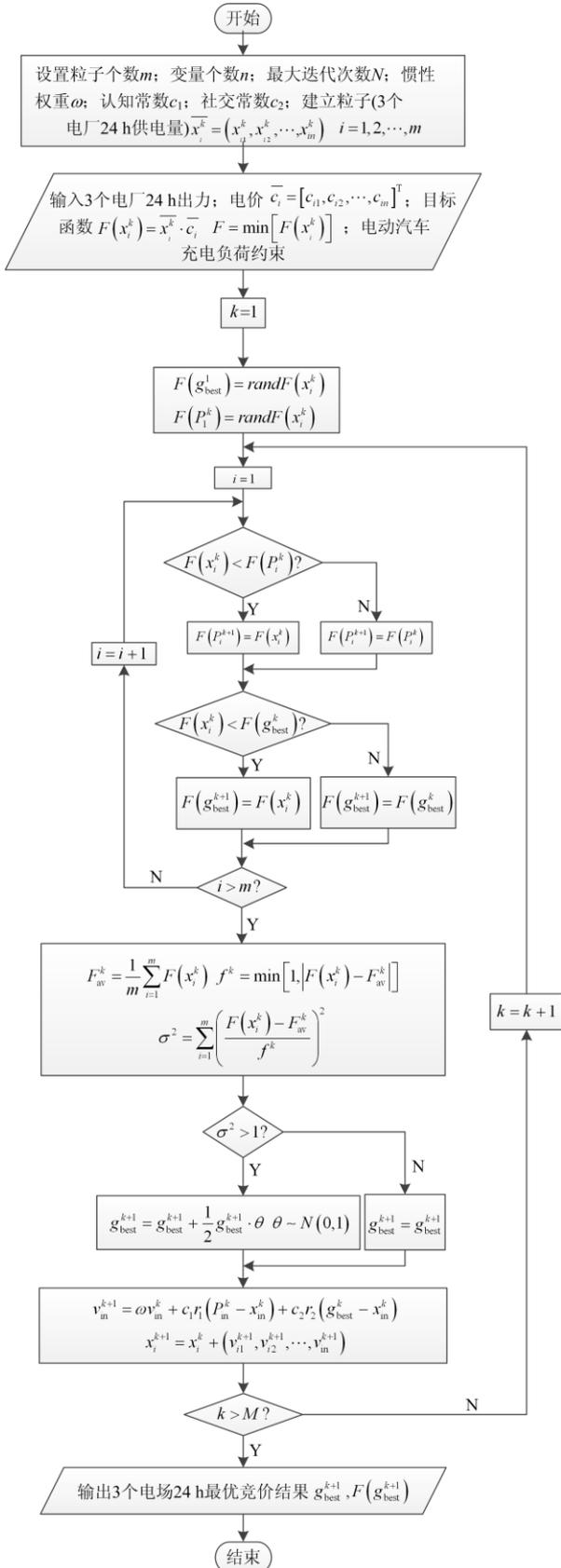


图 6 粒子群算法流程图

Fig. 6 Particle swarm algorithm flowchart

表 1 电动汽车充电价格表

Table 1 EV charging prices form

时段	居民区充电/ (元/kWh)	直流充电/ (元/kWh)	交流充电/ (元/kWh)
00:00—07:00		1.277	1.177
07:00—10:00		1.58	1.48
10:00—15:00		1.886	1.786
15:00—18:00	0.473 3	1.58	1.48
18:00—21:00		1.886	1.786
21:00—23:00		1.58	1.48
23:00—00:00		1.277	1.177

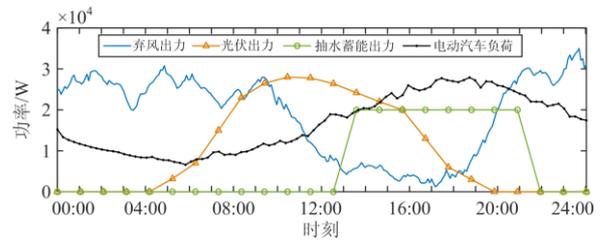


图 7 风-光-蓄电场联合出力及电动汽车竞价电量图

Fig. 7 Wind-PV-pumped storage electric fields combined output and EV bidding electricity map

表 2 弃风报价表

Table 2 Abandoned wind quotation form

总电量/MWh	0~15	15~30	30~40	40及以上
报价电价/(元/kWh)	0.36	0.27	0.18	0.13

表 3 光伏报价表

Table 3 PV quotation form

时刻	06:00—8:00	08:00—12:00	12:00—19:00	19:00—22:00
报价电价/ (元/kWh)	0.279 5	0.357	0.329 8	0.357

电价包含上网电价、过网费用、基金附加及过网维修费用。

设粒子群优化算法的空间粒子个数 m 为 100 个, 变量个数 n 为 72 个, 最大迭代次数 N 为 200 次, 惯性权重 ω 为 0.5~0.9 的随机数, r_1 、 r_2 为 0~1 的随机数, 认知常数 c_1 和社交常数 c_2 均为 2。通过改进的粒子群算法进行仿真试验得到 EV 各时段从各电场购电结果如图 8 所示。由图可知, 弃风主要出力时间段在夜间 20:00—次日 10:00, 这是由于夜间弃风量, 且弃风电价低, 大概为火电厂电价的 1/3; 光伏主要出力时间段为上午 10:00—18:00, 这是由于白天光照强度高, 光伏电价低; 抽水蓄能主要出力时间段为 13:00—20:00, 这是由于在这一时段电动汽车负荷偏高, 风电场和光伏电站不足以提供足够的电量, 此时抽水蓄能电站主要承担调峰任务提

供剩余出力。各时段购电结果具体数值如表 4 所示, 购得风电场弃风电量 W'_{Aw} 最高, 达到 245.85 MW, 购得光伏电量 W'_{pw} 为 88.58 MW, 购得抽水蓄能电站电量 W'_p 为 98.78 MW。

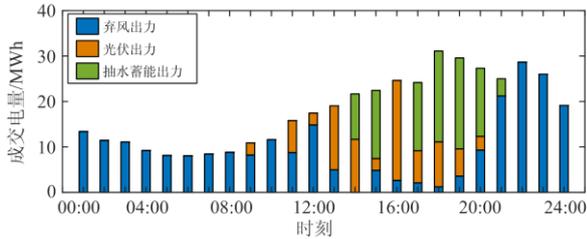


图 8 EV 购电结果图

Fig. 8 Purchasing results chart

表 4 EV 购电结果表

Table 4 Purchasing results form

时段	弃风 电量/MWh	光伏 电量/MWh	抽水蓄能 电量/MWh
00:00—01:00	13.4	0	0
01:00—02:00	11.45	0	0
02:00—03:00	11.09	0	0
03:00—04:00	9.22	0	0
04:00—05:00	8.14	0	0
05:00—06:00	8.09	0	0
06:00—07:00	8.44	0	0
07:00—08:00	8.83	0	0
08:00—09:00	8.23	2.65	0
09:00—10:00	11.59	0	0
10:00—11:00	8.76	7.04	0
11:00—12:00	14.86	2.58	0
12:00—13:00	4.97	14.08	0
13:00—14:00	0	11.68	10
14:00—15:00	4.86	2.58	15
15:00—16:00	2.63	22	0
16:00—17:00	2.11	7.07	15
17:00—18:00	1.22	9.9	20
18:00—19:00	3.59	6	20
19:00—20:00	9.33	3	15
20:00—21:00	21.23	0	3.78
21:00—22:00	28.66	0	0
22:00—23:00	26.01	0	0
23:00—24:00	19.14	0	0
总电量	245.85	88.58	98.78

3.3 对比分析

3.3.1 改进算法与未改进算法结果对比

为验证本文提出的改进粒子群算法的有效性及其

可行性, 以 3.2 节中相同的参数通过未改进的粒子群算法进行仿真。购电结果如图 9 所示。各时段竞价结果具体数值如表 5 所示。

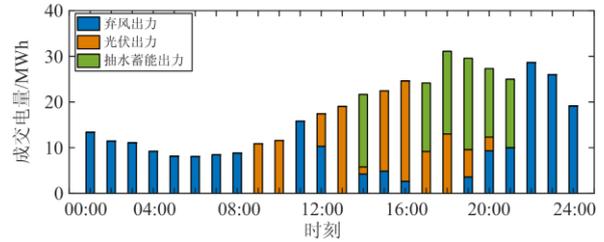


图 9 未改进算法购电结果图

Fig. 9 Purchasing results chart by unimproved algorithm

表 5 未改进算法购电结果表

Table 5 Purchasing results form by unimproved algorithm

时段	弃风 电量/MWh	光伏 电量/MWh	抽水蓄能 电量/MWh
00:00—01:00	13.4	0	0
01:00—02:00	11.45	0	0
02:00—03:00	11.09	0	0
03:00—04:00	9.22	0	0
04:00—05:00	8.14	0	0
05:00—06:00	8.09	0	0
06:00—07:00	8.44	0	0
07:00—08:00	8.83	0	0
08:00—09:00	0	10.88	0
09:00—10:00	0	11.59	0
10:00—11:00	15.8	0	0
11:00—12:00	10.32	7.12	0
12:00—13:00	0	19.05	0
13:00—14:00	4.23	1.57	15.88
14:00—15:00	4.86	17.58	0
15:00—16:00	2.63	22	0
16:00—17:00	0	9.18	15
17:00—18:00	0	13	18.12
18:00—19:00	3.59	6	20
19:00—20:00	9.33	3	15
20:00—21:00	10.01	0	15
21:00—22:00	28.66	0	0
22:00—23:00	26.01	0	0
23:00—24:00	19.14	0	0
总电量	213.24	120.97	99

根据各时段购电结果及式(10)可得, 改进算法下 EV 购电总价 F 为 348 793.028 元, 未改进算法下 EV 购电总价 F 为 355 777.454 元, 为改进算法下总价的 1.02 倍。由此可知, 未改进的粒子群算法可能

陷入了局部最优,而未搜寻出全局最优,而改进的粒子群算法所得结果优于未改进算法所得的结果,更易于辨别全局最优解。

3.3.2 竞价模式与传统模式结果对比

根据表 1 所示的传统模式下的充电价格及图 7 中所示的电动汽车负荷可以得到传统模式下各时段 EV 购电总价,如图 10 所示。现有模式下 EV 购电总价为 542 643.238 9 元。其中,居民区充电购电总价为 61 511.487 9 元,交流充电购电总价为 213 625.779 元,直流充电的购电总价为 267 505.972 元。居民区的充电价格最低,这是由于居民区充电不需要缴纳服务费用。

EV 购电总价 F 为 348 793.028 元,其中包括目前市场成交总价 $\sum_{i=1}^T F_i^t$ 为 93 199.128 元,以及充电站充电服务总费用 $\sum_{i=1}^T F_s^t$ 为 255 593.9 元。将各时段购电总价 F_i^t 及服务费用 F_s^t 平均分配至图 7 中的各时段 EV 负荷上,计算出基于风-光-蓄多电场竞价的购电总价如图 11 所示。其中,居民区充电购电总价为 27 959.738 元,交流充电购电总价为 144 926.438 元,直流充电的购电总价为 175 906.851 元。

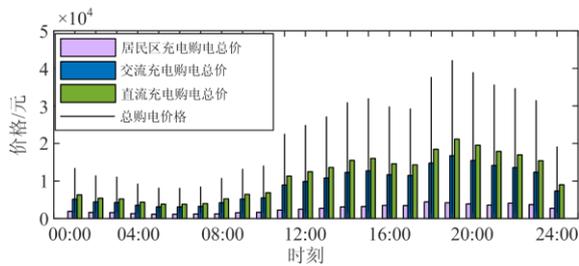


图 10 传统模式 EV 购电总价

Fig. 10 EV purchase price chart of traditional mode

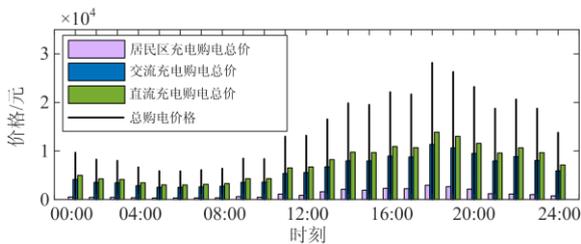


图 11 基于风-光-蓄多电场竞价模式 EV 购电总价

Fig. 11 EV purchase price chart based on wind-PV-pumped storage multiple electric fields bidding

通过对比两种场景下电动汽车的购电成本可以看出,受电动汽车负荷量影响,各时段购电总价整体趋势基本与电动汽车充电负荷一致。与现有从大电网购电的模式相比,购电总成本降低至传统模

式的 64%,居民区购电成本减少至 45%,交流充电购电成本减少至 68%,直流充电购电成本减少至 66%,基于风-光-蓄多电场竞价的模式大大降低了用户的购电成本。

3.3.3 竞价模式与非竞价模式结果对比

当 EV Supplier 不以传统模式购电而从清洁能源购电时,为验证竞价模式下的购电优势,与风-光-蓄电场非竞价模式下的购电成本进行了对比。此处不考虑非竞价模式下各电场提供电量的随机性,假设各电场对 EV 负荷平均分配。若某时段某电场的出力不满足此时的平均分配电量且该电场电价最低时,取该电场全部发电量供电,剩余负荷由其余电场平均分配。非竞价模式下各电场为 EV 供电量如表 6 所示。由表可知,在非竞价模式下,各电场供电量更平均。较竞价模式下,弃风供电量减少,光伏和抽水蓄能电量有所增加。

表 6 非竞价模式下各电场供电量表

Table 6 Electricity output table of each electric field under non-bidding mode

时段	弃风 电量/MWh	光伏 电量/MWh	抽水蓄能 电量/MWh
00:00—01:00	13.4	0	0
01:00—02:00	11.45	0	0
02:00—03:00	11.09	0	0
03:00—04:00	9.22	0	0
04:00—05:00	8.14	0	0
05:00—06:00	8.09	0	0
06:00—07:00	4.22	4.22	0
07:00—08:00	4.415	4.415	0
08:00—09:00	5.44	5.44	0
9:00—10:00	5.795	5.795	0
10:00—11:00	7.9	7.9	0
11:00—12:00	8.72	8.72	0
12:00—13:00	4.97	14.08	0
13:00—14:00	0	10.84	10.84
14:00—15:00	4.86	8.79	8.79
15:00—16:00	2.63	11	11
16:00—17:00	2.11	11.035	11.035
17:00—18:00	1.22	9.9	20
18:00—19:00	3.59	6	20
19:00—20:00	9.33	3	15
20:00—21:00	12.505	0	12.505
21:00—22:00	28.66	0	0
22:00—23:00	26.01	0	0
23:00—24:00	19.14	0	0
总电量	212.905	111.135	109.17

通过式(11)可得, 竞价模式与非竞价模式下各电场出售给 EV 的总价(即各电场成交费用)如表 7 所示。各电场售电总价越高, 即 EV 用户购电成本越高。由表可知, 在售出的总电量相同的前提下, 非竞价模式中各清洁能源电场出售给 EV 的总价更高, 清洁能源电场的总收益更好, 但用户购电成本也相对增高。本文提出的竞价模式较非竞价模式更有效地减少了 EV 用户的购电成本, 不利于清洁能源电场的总体收益, 但有助于风电场的弃风消纳。

表 7 竞价模式与非竞价模式下各电场售电总价表

Table 7 Total electricity sales price table of each electric field in bidding mode and non-bidding mode

各电场售电总价	竞价模式/元	非竞价模式/元
风	31 960.5	27 677.65
光	29 629.028	37 057.238 5
蓄	31 609.6	34 934.4
总计/元	93 199.128	99 669.288 5

4 结论

本文提出了基于风-光-蓄多电场竞价的 EV 购电策略, 通过改进的粒子群算法对北京市某地区电动汽车进行验证。实验表明, 本文提出的模式能够有效降低 EV 的购电成本, 有利于电动汽车的进一步推广; 同时能够更多地消纳弃风电量, 提高了风电场的利用率; 此外, 电网公司通过收取过网费用可以获得更多的额外经济效益, 本文提出的购电策略实现了三方的互利共赢。

需要说明的是, 本文只在假设预测负荷与实际充电负荷相同、各电场实际出力与预测出力相同的情境下进行试验。并未考虑有序充电及无序充电对负荷及系统的不同影响, 以及实际与预测间有差值时的策略。因此, 如何确定电动汽车的有序充电控制策略和分时电价成本; 预测与实际之间存在差值时的策略问题; 同时考虑电场供电成本与电动汽车购电成本双层优化将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] ISLAM M, MITHULANANTHAN N, HUNG D. A day-ahead forecasting model for probabilistic EV charging loads at business premises[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(2): 741-753.
- [2] 杨倩鹏, 林伟杰, 王月明, 等. 火力发电产业发展与前沿技术路线[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(13): 3787-3794.
YANG Qianpeng, LIN Weijie, WANG Yueming, et al. Industry development and frontier technology roadmap of thermal power generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(13): 3787-3794.
- [3] HUANG Q, JIA Q, QIU Z, et al. Matching EV charging load with uncertain wind: a simulation-based policy improvement approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(3): 1425-1433.
- [4] MOULI G, KEFAYATI M, BALDICK R, et al. Integrated PV charging of EV fleet based on energy prices, V2G, and offer of reserves[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 1313-1325.
- [5] ISLAM M, MITHULANANTHAN N, LEE K. Suitability of PV and battery storage in EV charging at business premises[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 4382-4396.
- [6] YAO L, LIM W, TSAI T. A real-time charging scheme for demand response in electric vehicle parking station[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(1): 52-62.
- [7] ZHANG Y, YOU P, CAI Y. Optimal charging scheduling by pricing for EV charging station with dual charging modes[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(9): 3386-3396.
- [8] 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. Stackelberg game based retailer pricing scheme and EV charging management in smart residential area[J]. Power System Technology, 2015, 39(4): 939-945.
- [9] 项项, 宋永华, 胡泽春, 等. 电动汽车参与 V2G 的最优峰谷电价研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(31): 15-25.
XIANG Ding, SONG Yonghua, HU Zechun, et al. Research on optimal time of use price for electric vehicle participating V2G[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(31): 15-25.
- [10] 潘樟惠, 高赐威, 刘顺桂. 基于需求侧放电竞价的电动汽车充放电调度研究[J]. 电网技术, 2016, 40(4): 1140-1146.
PAN Zhanghui, GAO Ciwei, LIU Shungui. Research on charging and discharging dispatch of electric vehicles based on demand side discharge bidding[J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1140-1146.
- [11] 张永明, 姚志力, 李菁, 等. 基于配电网概率潮流计算的电动汽车充电站规划策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 9-16.
ZHANG Yongming, YAO Zhili, LI Jing, et al. Electric vehicle charging station planning strategy based on probabilistic power flow calculation of distribution

- network[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(22): 9-16.
- [12] 赵兴勇, 王帅, 吴新华, 等. 含分布式电源和电动汽车的微电网协调控制策略[J]. *电网技术*, 2016, 40(12): 3732-3740.
ZHAO Xingyong, WANG Shuai, WU Xinhua, et al. Coordinated control strategy research of micro-grid including distributed generations and electric vehicles[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(12): 3732-3740.
- [13] CHEN Q, WANG F, HODGE B, et al. Dynamic price vector formation model-based automatic demand response strategy for PV-assisted EV charging stations[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 8(6): 2903-2915.
- [14] DUBEY A, SANTOSO S, CLOUD M, et al. Determining time-of-use schedules for electric vehicle loads: a practical perspective[J]. *IEEE Power and Energy Technology Systems Journal*, 2015, 2(1): 12-20.
- [15] EZZAT A, JUN M, DING Y. Spatio-temporal asymmetry of local wind fields and its impact on short-term wind forecasting[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(3): 1437-1447.
- [16] 仇梦林, 胡志坚, 李燕, 等. 基于可行性检测的考虑风电和需求响应的机组组合鲁棒优化方法[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(11): 3184-3194.
ZHANG Menglin, HU Zhijian, LI Yan, et al. A robust optimization method for unit commitment considering wind power and demand response based on feasibility testing[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(11): 3184-3194.
- [17] AMAIA G, ANDONI S, HAIZEA G, et al. Annual optimized bidding and operation strategy in energy and secondary reserve markets for solar plants with storage systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(6): 5115-5124.
- [18] 程雄, 武新宇, 程春田, 等. 松江跨流域引水梯级电站群长期优化调度方法[J]. *水利学报*, 2012, 43(4): 493-501.
CHENG Xiong, WU Xinyu, CHENG Chuntian, et al. Long-term optimal operation method of cascaded hydroelectric plants for Songjiang River inter-basin water diversion system[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2012, 43(4): 493-501.
- [19] ISLAM M S, MITHULANANTHAN N, HUNG D Q. A day-ahead forecasting model for probabilistic EV charging loads at business premises[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2018, 9(2): 741-753.
- [20] DAINA N, SIVAKUMAR A, POLAK J. Modelling electric vehicles use: a survey on the methods[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 68: 447-460.
- [21] 谢琳宇, 唐忠, 黄星宇, 等. 考虑分布式电源和电动汽车不确定性的双层动态配网重构[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(10): 1-11.
XIE Linyu, TANG Zhong, HUANG Xingyu, et al. Bi-layer dynamic reconfiguration of a distribution network considering the uncertainty of distributed generation and electric vehicles[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(10): 1-11.
- [22] 祖向东, 张宇辉, 牛国君, 等. 基于电动汽车群柔性充电的主动配电网供需协同优化调度[J]. *东北电力大学学报*, 2019, 39(3): 29-37.
ZU Xiangdong, ZHANG Yuhui, NIU Guojun, et al. Supply-demand coordination optimal dispatch of active distribution network with electric vehicle group flexible charging /discharging response[J]. *Journal of Northeast Electric Power University*, 2019, 39(3): 29-37.
- [23] SATISH K I, VINOD K T. Optimal integration of DGs into radial distribution network in the presence of plug-in electric vehicles to minimize daily active power losses and to improve the voltage profile of the system using bioinspired optimization algorithms[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2020, 5(1): 21-35. DOI: 10.1186/s41601-019-0149-x.
- [24] 牛利勇, 张帝, 王晓峰, 等. 基于自适应变异粒子群算法的电动出租车充电引导[J]. *电网技术*, 2015, 39(1): 63-68.
NIU Liyong, ZHANG Di, WANG Xiaofeng, et al. An adaptive particle mutation swarm optimization based electric taxi charging guidance[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(1): 63-68.

收稿日期: 2020-06-28; 修回日期: 2020-08-20

作者简介:

张 良(1985—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为V2G信息交互、多能源微电网优化控制、配电网信息系统等;
E-mail: xiaozhanghit@163.com

刘禹含(1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电动汽车与电力市场。E-mail: 626399147@qq.com

(编辑 张爱琴)