

计及多元不确定性的虚拟电厂竞价策略

杨 轩¹, 曹晓庆¹, 程少靖¹, 杨振华¹, 吴 恒²

(1. 武汉华源电力设计院有限公司, 武汉 430000; 2. 江苏智臻能源科技有限公司, 南京 210000)

摘要:虚拟电厂(virtual power plant, VPP)作为聚合型的能源系统, 面临风光不确定性和电动汽车(electric vehicle, EV)充电行为随机性影响自身经济性的难题。为此, 提出一种计及多元不确定性的虚拟电厂竞价策略, 以提升可再生能源消纳能力, 同时提高收益水平。首先, 采用粒子群(particle swarm optimization, PSO)-长短期记忆网络(long-short term memory, LSTM)算法, 基于真实数据以及充电容量边界将风光出力 and EV 充电需求转换为确定性场景。然后, 考虑可再生能源与电动汽车群体负荷的不确定性, 基于出力偏差变量和古诺博弈建立虚拟电厂的竞价策略模型。最后, 通过算例验证所提模型的有效性。

关键词:虚拟电厂; 不确定性; 竞价策略; 古诺博弈

Bidding strategies of virtual power plants considering diverse uncertainties

YANG Xuan¹, CAO Xiaqing¹, CHENG Shaojing¹, YANG Zhenhua¹, WU Heng²

(1. Wuhan Huayuan Electric Power Design Institute Co., Ltd., Wuhan 430000, China; 2. Jiangsu Intever Energy Technology Co., Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: Virtual power plant (VPP), as an aggregated energy system, is faced with a difficult problem that the uncertain wind power and solar power and the random charging behavior of electric vehicles affect its economy. Therefore, a virtual power plant bidding strategy that takes into account diverse uncertainties is proposed, which can improve the absorption capacity of renewable energy and increase the income level. Firstly, the particle swarm optimization (PSO)-long term memory (LSTM) algorithm is used to convert the wind power and EV charging demand into deterministic scenarios based on the real data and the charging capacity boundaries. Then, considering the uncertainty of group loads of renewable energy and electric vehicles, a bidding strategy model of virtual power plant is established based on the output deviation variables and the Cournot game. Finally, a numerical example is given to verify the effectiveness of the proposed model.

Key words: virtual power plant; uncertainty; bidding strategy; Cournot game

0 引言

在双碳战略驱动下, 可再生能源在新型电力系统中的渗透率逐步提高。截至2024年12月底, 全国电动汽车(electric vehicle, EV)保有量达2 209万辆^[1]。虚拟电厂(virtual power plant, VPP)作为协同分布式资源的聚合商以及电力市场主体, 可通过车网连接技术与人工智能技术为电网提供调峰和调频等辅助服务, VPP在我国电力市场的发展中也具有重要意义^[2]。目前, VPP面临着可再生能源出力波动性和EV充电需求随机性, 以及两者间的耦合、功率不匹配等问题^[3]。深入挖掘VPP中各分布式资源的协同调度潜力、发挥互补作用, 具有重要价值。

VPP通过复杂算法制定内部可控单元的出力计划, 参与电力市场, 促成可再生能源消纳, 并获得收益。文献[4]基于响应负荷准线建立5G基站型VPP的需求响应优化模型。文献[5]在考虑碳交易机制的基础上, 制定了多主体参与电力市场的竞价策略。近年来, 研究可再生能源出力不确定性、波动性对VPP收益稳定性的影响已成为热点。文献[6]在考虑多元不确定性的基础上, 提出了市场环境下热电联合VPP的竞价策略。文献[7]提出了计及风光及市场电价不确定的VPP参与主辅市场的联合竞价策略。上述文献虽然考虑了风能和太阳能等可再生能源出力的不确定性, 但未考虑到EV充电负荷不确定性及对VPP的影响, 模型的适用程度和互补性能有一定局限性。

EV作为一种灵活的储能资源不仅可以大幅降低专用储能成本, 同时可以提高消纳可再生能源的能力。文献[8]将EV与电网交互技术(vehicle to

grid, V2G)集成到能源系统模型中,分析车网互动对未来电力系统的影响。文献[9]构造一种基于无监督学习的聚合方法,来评估EV充电需求。VPP的竞价行为可类比于投资组合行为,需要考虑风险以度量不确定性对投资的影响。文献[10]建立VPP两阶段风险规避模型,得到VPP参与能量市场的最优竞标策略。文献[11]计算不同风险水平下VPP内部各主体利润分配结果,精细化VPP利益分配机制。然而,上述文献在利用EV来增加电力系统的灵活性时,忽略了EV充电行为的随机性和不确定性。且未针对含VPP的多主体联合竞价风险问题展开进一步研究。

本文提出了一种计及多元不确定性的VPP竞价策略。考虑EV充电行为的无序性,采用偏差变量量化EV充电行为随机性所产生的风险。引入EV容量边界,利用概率分布生成EV典型场景。利用PSO-LSTM预测未来24 h的风光出力。基于古诺博弈模型构造市场竞争环境,以VPP收益最大化为目标构建计及多元不确定性的VPP竞价策略模型,通过VPP对可控资源的协同调度,提高自身的可再生能源消纳潜力。

1 市场环境下VPP调度框架

本文建立的虚拟电厂竞价策略框架如图1所示。

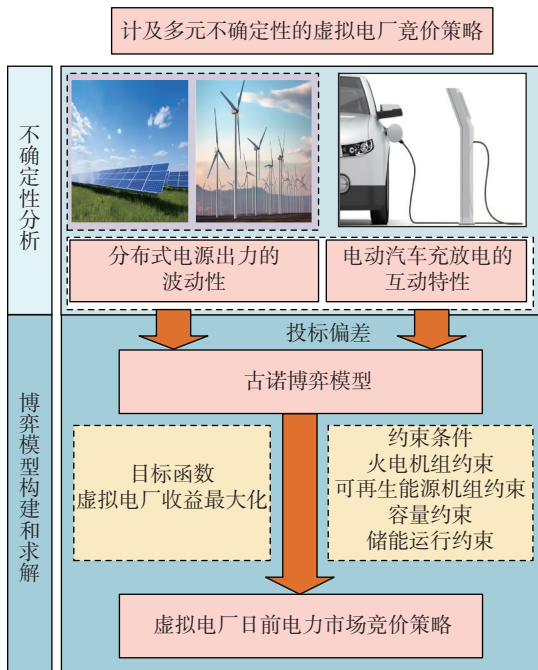


图1 VPP竞价策略框架

Fig. 1 VPP bidding strategy framework

2 VPP调度模型

对于VPP而言,收集可调度资源信息是实现经济调度的基础。

2.1 EV不确定性分析

本文通过私家车EV充电过程可行域的边界进行充电行为定量分析,如图2所示。

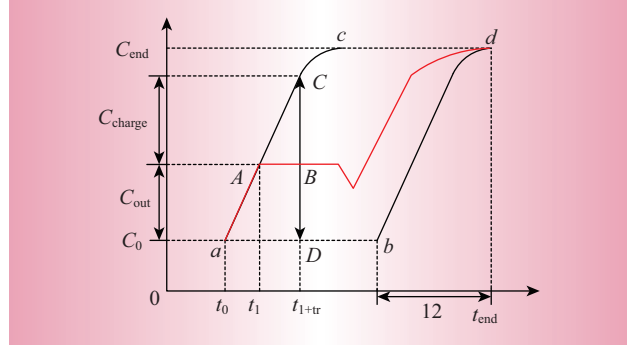


图2 EV充电容量边界

Fig. 2 EV charging capacity boundary

图中 t_0 为EV开始充电时间; t_{end} 为停止充电时间; C_{end} 为车主此次充电行为的目标电量。私家车EV的充电行为构成域 $acdb$ 作为EV电池容量变化范围。其中折线 acd 为EV连接充电桩后立即充电、达到目标电量后停止充电的过程,此时达到容量边界的上限;折线 abd 为EV连接充电桩后不充电、距离停止充电只有最少充电时间 t_2 的时候开始充电,此时达到容量边界的下限。在EV的调度过程中, EV电量和时间的关系服从此可行域。

2.2 可再生能源不确定性刻画

采用PSO-LSTM对风光出力进行日前预测。

2.2.1 风光不确定性分析

将风光机组预测出力与实际出力之间的误差表示为 Δ_{wind} 和 Δ_{solar}

$$\Delta_{wind} = \tilde{P}_{w,act} - P_{w,pre} \quad (1)$$

$$\Delta_{solar} = \tilde{P}_{s,act} - P_{s,pre} \quad (2)$$

$$\Delta_t^{ws} = \Delta_{wind} + \Delta_{solar} \quad (3)$$

式中: Δ_{wind} 为风电机组出力误差; $\tilde{P}_{w,act}$ 为风电机组实际出力; $P_{w,pre}$ 为风电机组预测出力; Δ_{solar} 为光伏机组出力误差; $\tilde{P}_{s,act}$ 为光伏机组实际出力; $P_{s,pre}$ 为光伏机组预测出力; Δ_t^{ws} 为风光机组在 t 时刻的总出力误差。

2.2.2 VPP总出力偏差

VPP参与市场的总出力偏差见式(4)一式(6)

$$\Delta_{vpp,t} = \tilde{P}_{w,act} + \tilde{P}_{s,act} - P_{w,pre} - P_{s,pre} + E_{out,t} - E_{in,t} \quad (4)$$

$$\Delta_{vpp,t} = \begin{cases} \Delta_{vpp,t}^+, \tilde{P}_{w,act} + \tilde{P}_{s,act} - P_{w,pre} - P_{s,pre} + E_{out,t} - E_{in,t} \geq 0 \\ \Delta_{vpp,t}^-, \tilde{P}_{w,act} + \tilde{P}_{s,act} - P_{w,pre} - P_{s,pre} + E_{out,t} - E_{in,t} < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta_{vpp,t} = \Delta_{vpp,t}^+ - \Delta_{vpp,t}^- \quad (6)$$

式中: $\Delta_{vpp,t}$ 为 VPP 总出力误差; $E_{out,t}$ 为 t 时段 EV 群体放电出力; $E_{in,t}$ 为 t 时段 EV 群体充电功率; $\Delta_{vpp,t}^+$ 为 t 时段 VPP 中预测出力大于实际出力的误差量; $\Delta_{vpp,t}^-$ 为 t 时段 VPP 中预测出力小于实际出力的误差量。 $\Delta_{vpp,t}^+$ 和 $\Delta_{vpp,t}^-$ 均为非负数,且至少有一个为 0。

2.3 目标函数

(1) VPP 目标函数

以最大化 VPP 的利润^[12]为目标函数,见式(7)

$$\max \sum_{t=1}^T \left(\gamma_t P_{vpp,t} - C_{f,t} - \mu (E_{out,t} / \rho) - \varphi_{pun}^+ \gamma_t \Delta_{vpp,t}^+ - \varphi_{pun}^- \gamma_t \Delta_{vpp,t}^- \right) \quad (7)$$

式中: T 为全天时长; t 为时段; γ_t 为 t 时段的日前市场预测电价; $P_{vpp,t}$ 为 t 时段的 VPP 总预测出力; $C_{f,t}$ 为 t 时段火电成本; φ_{pun}^+ 和 φ_{pun}^- 为 VPP 出力正、负偏差的电价惩罚系数; μ 为私家车 EV 放电时的电池老化成本。

(2) 常规发电商

本文假设市场环境下, VPP 与常规发电商(以火力发电为代表)公平竞价。常规发电商 t 时段的发电成本 $C_{f,t}$ 如式(8)

$$C_{f,t}(P_{f,t}) = \alpha P_{f,t} + 0.5\beta P_{f,t}^2 \quad (8)$$

式中: $P_{f,t}$ 为常规火力发电商的出力计划; α 和 β 为常规发电商拥有的火电机组的成本系数。

本文中常规发电商目标函数为

$$\max_{P_{f,t}} \sum_{t=1}^T [\gamma_t P_{f,t} - (\alpha P_{f,t} + 0.5\beta P_{f,t}^2)] \quad (9)$$

2.4 约束条件

(1) 常规发电商运行约束

火力发电机组运行约束见式(10)一式(12)

$$0 \leq P_{f,t} \leq \bar{P}_f \quad (10)$$

$$P_{f,t} - P_{f,t-1} - \theta_f^{\text{up}} \bar{P}_f \leq 0 \quad (11)$$

$$P_{f,t-1} - P_{f,t} - \theta_f^{\text{down}} \bar{P}_f \leq 0 \quad (12)$$

式中: $\bar{P}_f$ 为常规发电商最大出力值; θ_f^{up} 为常规发电商火电机组的上爬坡率; θ_f^{down} 为常规发电商火电机组的下爬坡率。

(2) 风电机组运行约束

$$P_{w,t} \leq \bar{P}_{w,t} \quad (13)$$

$$P_{w,t} \geq 0 \quad (14)$$

式中: $P_{w,t}$ 为 t 时段 VPP 内风电机组的发电量; $\bar{P}_{w,t}$

为风力发电最大出力值。

(3) 光伏机组运行约束

$$P_{s,t} \leq \bar{P}_{s,t} \quad (15)$$

$$P_{s,t} \geq 0 \quad (16)$$

式中: $P_{s,t}$ 为 t 时段 VPP 内光伏机组的发电量; $\bar{P}_{s,t}$ 为光伏发电商最大出力值。

(4) EV 运行约束

首先是 EV 的充电需求满足约束和电池电量的计算机制,见式(17)和式(18)

$$\sum_{t=1}^T E_t \geq \sum_{t=1}^T E_{d,t} \quad (17)$$

$$E_t = \rho E_{in,t} - E_{out,t} / \rho + E_{t-1} \quad (18)$$

式中: E_t 为 t 时段 EV 实际电量; $E_{d,t}$ 为 t 时段 EV 群体充电需求; E_{t-1} 为 $t-1$ 时段 EV 实际电量; ρ 为充放电转换系数。

然后是电池的充放电功率限制和容量约束,见式(19)一式(23)。式(19)和式(20)表示充放电对应的电量上限;式(21)表示 t 时刻的 EV 放电量小于 $t-1$ 时刻的实际电量;式(22)表示 t 时刻 EV 电量的最大值。

$$\rho E_{in,t} - \bar{B}_{in} \leq 0 \quad (19)$$

$$E_{out,t} / \rho - \bar{B}_{out} \leq 0 \quad (20)$$

$$E_{out,t} - \rho E_{t-1} \leq 0 \quad (21)$$

$$E_t \leq 0.9 \bar{B}^{\text{max}} \quad (22)$$

$$E_t, E_{in,t}, E_{out,t}, \bar{B}_{in}, \bar{B}_{out} \geq 0 \quad (23)$$

式中: $\bar{B}_{in}$ 、 $\bar{B}_{out}$ 分别为 EV 群体充、放电最大功率; $\bar{B}^{\text{max}}$ 为电池最大容量。

(5) 市场出清约束

本文设定第 t 个时段的电力市场需求函数为

$$L_t = y_t + z_t \gamma_t \quad (24)$$

式中: L_t 为 t 时段预测的电力市场需求; y_t 和 z_t 为大于零的预测系数。

日前电力市场的出清条件如式(25)一式(27)

$$P_{vpp} = P_{w,t} + P_{s,t} - E_t \quad (25)$$

$$L_t = P_{f,t} + P_{vpp,t} \quad (26)$$

$$P_{f,t} + P_{vpp,t} = y_t - z_t \gamma_t \quad (27)$$

(6) 出力偏差约束

$$\Delta_{vpp}^+ - \Delta_{vpp}^- = \tilde{P}_{w,act} + \tilde{P}_{s,act} + E_{out,t} - E_{in,t} - P_{w,pre} - P_{s,pre} \quad (28)$$

$$\Delta_{vpp}^+, \Delta_{vpp}^- \geq 0 \quad (29)$$

3 求解方法

3.1 古诺博弈模型

基于古诺博弈模型^[13-14],探讨在连续产量条件

下,不同发电商之间的竞争策略。

假设有 n 个厂商,令 Q_i 为产量, Q 为总产量, p 为市场出清价格,并假设反需求函数由 $P(Q)=a-bQ$, 总成本为 cQ_i 。若达纳什均衡,则 $\max_{Q_i \geq 0} (P(Q)-c)Q_i$ 。

则市场环境下收益函数如下式

$$P=P(Q)=P(\sum_{i=1}^n M_i)$$

(30)

$$M_i \cdot P(Q)=M_i P(\sum_{i=1}^n M_i)$$

(31)

$$M_i P(\sum_{i=1}^n M_i)-cM_i=M_i \left[P(\sum_{i=1}^n M_i)-c \right]$$

(32)

式中: $P=P(Q)$ 为市场供需平衡函数; M_i 为发电商 i 的出力; $\sum_{i=1}^n M_i$ 为 n 个发电商的总产量; c 为发电商 i 生产单位电量的成本。

3.2 博弈模型假设

本文设定火力发电商和VPP的策略为日前市场中第 t 时段预计投标量 $P_{f,t}$ 和 $P_{vpp,t}$ 。风光发电商在第 t 时段的投标出力 $P_{w,pre}$ 和 $P_{s,pre}$ 与实际出力 $\tilde{P}_{w,act}$ 和 $\tilde{P}_{s,act}$ 之间存在一定偏差,故将偏差变量引入博弈假设中。基于古诺博弈建模的竞价求解流程如图3所示。

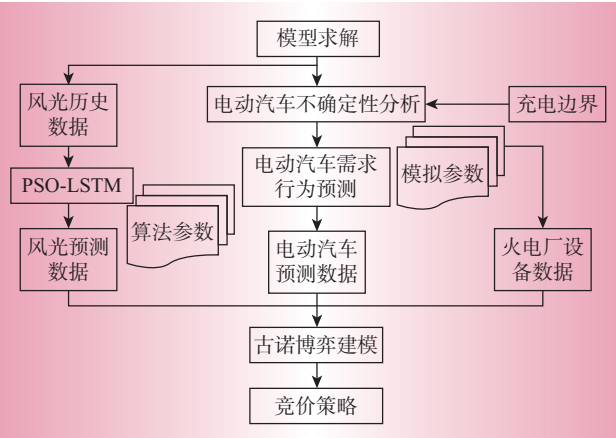


图3 基于古诺博弈建模的竞价模型求解流程

Fig. 3 Solution process based on Cournot modelling

4 算例分析

4.1 算例设置

本文采用Kaggle网站的数据集。

详细参数见表1和表2,PSO-LSTM预测结果如图4所示。

表1 电力市场需求函数参数

Table 1 Electricity market demand function parameters MW

时刻	01:00	02:00	03:00	04:00	05:00	06:00
y_t	33	30	28	27	29	33
时刻	07:00	08:00	09:00	10:00	11:00	12:00
y_t	40	62	78	90	92	95
时刻	13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00
y_t	90	95	92	90	88	92
时刻	19:00	20:00	21:00	22:00	23:00	24:00
y_t	92	95	94	76	52	45

表2 常规发电机组参数

Table 2 Conventional power generation opportunities group parameters

常规发电商	$\bar{P}_i$ /MW	θ_i^{up}	θ_i^{down}	α	β
f	150	0.22	0.18	10	1.2

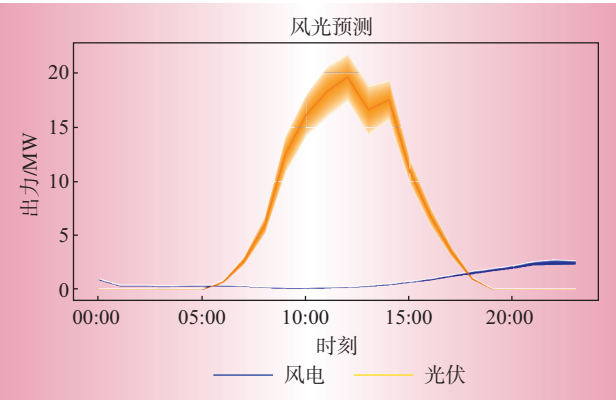


图4 风光发电出力预测

Fig. 4 Power prediction of wind and solar generation units

电池容量设为60 kWh,阈值设为[0.2,0.9]。EV的充放电功率最大为7 kW,能耗率约为16 kWh/10² km。采用分布函数生成EV充电需求所涉及的参数如表3所示,N表示正态分布,U表示均匀分布。出租车EV情景详细参数见表3。

表3 EV与电网交互参数

Table 3 V2G parameters

类型	T_c /h	T_l /h	E /MW	A_t /辆	D /km
私家车	N (19,2)	N (7,2)	U (7,3)	U (880,1 200)	U (350,500)
出租车	N (23,2)	N (7,2)	U (5,3)	U (440,660)	U (500,650)

T_c 为EV连接充电桩开始充电的时间, T_l 为EV停止充电的时间, E 为充电功率, A_t 为 t 时段区域内EV数量, D 为单辆电动汽车出行距离。基于上述参数,两个情景下的EV群体未来24 h的充电需求如图5所示。

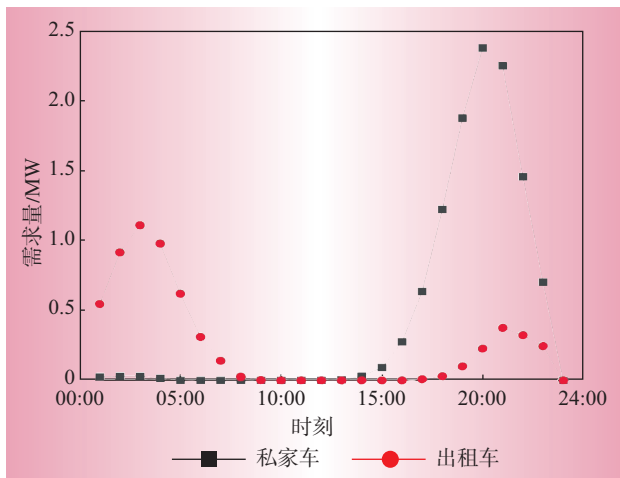


图5 EV充电需求

Fig. 5 EV charging demand

4.2 结果分析

4.2.1 风光发电商竞价策略

图6展示了风电机组和光伏发电机组的竞价策略。在负荷低谷时段(00:00—05:00),电网需求小、价格低,部分可再生能源未完全消纳。而在负荷高峰时段(09:00—15:00),风光出力达到最大,由此可见,VPP策略能够响应电价。

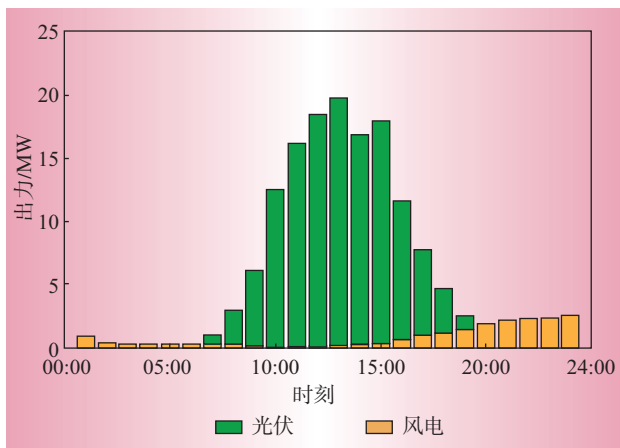


图6 风光机组竞价策略

Fig. 6 Bidding strategy of wind and solar generation units

4.2.2 EV聚合商竞价策略

图7展示了私家车EV与出租车EV在日前电力市场下的差异化竞价策略。私家车EV主要集中于夜间低电价时段充电,表现出较强的储能潜力,适合平抑电网低谷负荷,且具备更高的灵活性与调峰能力,能够在高电价时段为电网提供有效支撑。

4.2.3 日前市场电价

图8展示了电价的变化。在低电价的清晨,EV群体可低成本充电;早高峰时电价上升;下午电价回落,傍晚至夜晚时电价激升,体现了需求高峰。可见,VPP通过精细化调控电价优化充放电决策。

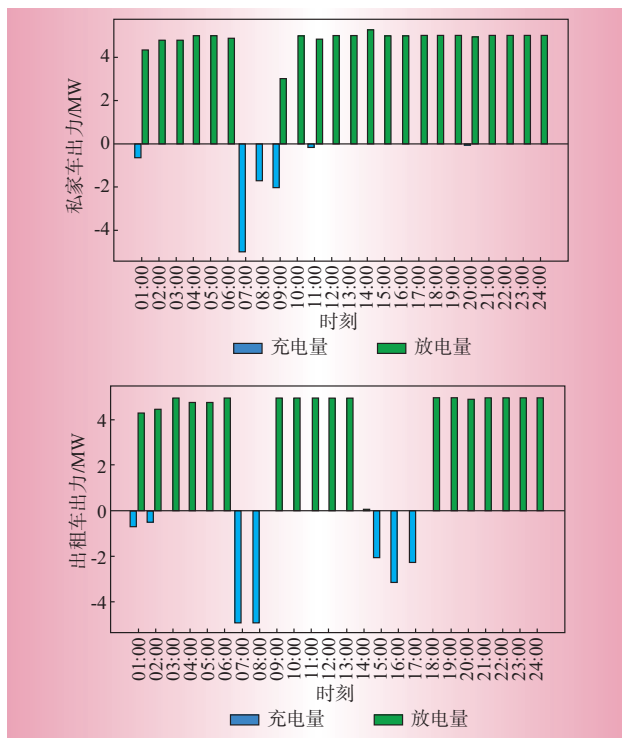


图7 EV聚合商竞价策略

Fig. 7 Bidding strategy of EVs aggregator

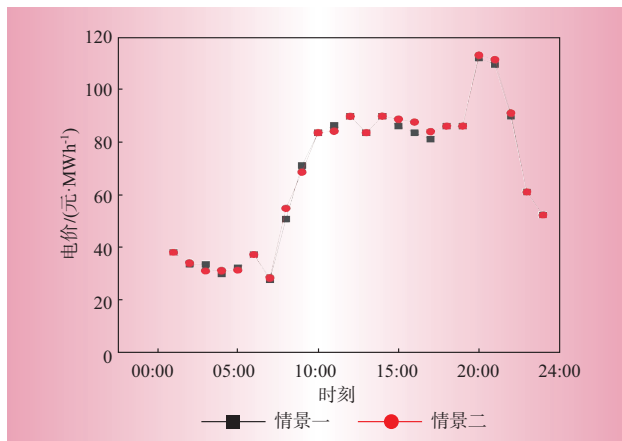


图8 日前市场电价

Fig. 8 Day-ahead market price

5 结束语

本文提出了一种计及多元不确定性的虚拟电厂竞价策略,主要结论如下:

(1) VPP通过日前市场的竞价策略有效地调节了EV与电网的互动,促进EV发挥移动储能的功能,降低可再生能源出力不确定性的影响。

(2) 利用PSO-LSTM有效预测风光出力不确定性,并将其与EV协同调度、促进就地消纳。

在今后的研究中,将进一步分析电动车主意愿、电网容量等对VPP调动分布式资源及参与市场竞争策略的影响。D

参考文献：

- [1] 王杨洋, 茆美琴, 杨铖, 等. 面向多场景辅助服务的大规模电动汽车聚合可调度容量建模[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 103-115.
WANG Yangyang, MAO Meiqin, YANG Cheng, et al. Large-scale electric vehicle aggregate schedulable capacity modeling for multi-scenario auxiliary services[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 103-115.
- [2] 王伟韬, 王旭, 蒋传文, 等. 考虑夏普比率的虚拟电厂日前投标策略[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1 512-1 523.
WANG Weitao, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Day ahead bidding strategy for virtual power plants considering sharpe ratio [J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1 512-1 523.
- [3] 陈哲, 李山林, 林达, 等. 考虑拓扑切换暂态波动的微电网群分布式协同控制策略[J]. 浙江电力, 2023, 42(11): 1-10.
CHEN Zhe, LI Shanlin, LIN Da, et al. A distributed cooperative control strategy for MGC considering transient fluctuations in topology switching [J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(11): 1-10.
- [4] VAHEDIPOUR D M, RASHIDIZADEH K H, SHAFIE K M, et al. Risk-averse optimal energy and reserve scheduling for virtual power plants incorporating demand response programs [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 1 405-1 415.
- [5] 裴振坤, 王学梅, 康龙云. 电动汽车参与电网辅助服务的控制策略综述[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 17-32.
PEI Zhenkun, WANG Xuemei, KANG Longyun. Review on control strategies for electric vehicles participating in ancillary services of power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 17-32.
- [6] 李进鑫, 张沛超, 赵建立, 等. 基于负荷准线的5G基站虚拟电厂优化控制方法[J]. 电网技术, 2024, 48(6): 2 356-2 365.
LI Jinxin, ZHANG Peichao, ZHAO Jianli, et al. Optimization control method of 5G base station virtual power plant based on load alignment [J]. Power System Technology, 2024, 48(6): 2 356-2 365.
- [7] 李媛媛, 刘飞, 张鑫, 等. 考虑光热虚拟电厂参与的能量-辅助服务市场日前竞价策略[J]. 现代电力, 2024, 41(6): 1 156-1 166.
LI Yuanyuan, LIU Fei, ZHANG Xin, et al. A day-ahead bidding strategy of the energy-auxiliary service market considering the participation of photothermal virtual power plants [J]. Modern Electric Power, 2024, 41(6): 1 156-1 166.
- [8] 郁海彬, 张煜晨, 刘扬洋, 等. 碳交易机制下多主体虚拟电厂参与电力市场的优化调度竞标策略[J]. 发电技术, 2023, 44(5): 634-644.
YU Haibin, ZHANG Yuchen, LIU Yangyang, et al. Optimal dispatching bidding strategy of multi-agent virtual power plant participating in electricity market under carbon trading mechanism [J]. Power Generation Technology, 2023, 44(5): 634-644.
- [9] 税纪钧, 彭道刚, 宋炎侃, 等. 计及风光不确定性碳排放和碳惩罚的虚拟电厂优化调度策略[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 305-319.
SHUI Jijun, PENG Daogang, SONG Yankan, et al. Optimal scheduling strategy of virtual power plant with carbon emission and carbon penalty considering uncertainty of wind power and photovoltaic power [J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 305-319.
- [10] WANG Z, JOCHEM P, YILMAZ H M, et al. Integrating vehicle-to-grid technology into energy system models: Novel methods and their impact on greenhouse gas emissions [J]. Journal of Industrial Ecology, 2022, 26(2): 392-405.
- [11] FERNÁNDEZ A J, HERRERA E O, MÉRIDA W. Impact of an electrified parkade on the built environment: An unsupervised learning approach [J]. Transportation Research, 2020, 78(1): 102 199.
- [12] 王浩丞, 高红均, 王仁浚. 计及需求响应的虚拟电厂日前市场交易策略研究[J]. 智慧电力, 2024, 52(7): 64-71.
WANG Haocheng, GAO Hongjun, WANG Renjun. Day-ahead market trading strategy of virtual power plant considering demand response [J]. Smart Power, 2024, 52(7): 64-71.
- [13] RASHIDIZADEH-KERMANI H, VAHEDIPOUR-DAHRAIE M, SHAFIE-KHAH M, et al. A bi-level risk-constrained offering strategy of a wind power producer considering demand side resources [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 104: 562-574.
- [14] 张金良, 王朝阳, 郝宇. 考虑需求响应和共享储能的微网联盟两阶段优化调度[J]. 智慧电力, 2024, 52(7): 48-55.
ZHANG Jinliang, WANG Chaoyang, HAO Yu. Microgrid alliance two-stage optimal scheduling considering demand response and shared energy storage [J]. Smart Power, 2024, 52(7): 48-55.

作者简介：

杨轩(1986), 男, 高级工程师, 研究方向为综合能源、新能源、碳咨询;

曹晓庆(1986), 男, 高级工程师, 研究方向为电网规划/新能源/综合能源;

程少靖(1975), 男, 高级职称, 研究方向为需求侧管理、综合能源管理。

(责任编辑 安然)