

考虑 CVaR 的“新能源+储能”电厂日前市场投标策略

杨波^{1,2}, 汤文成¹, 吴福保², 王洪亮³, 孙伟卿³

(1. 东南大学机械工程学院, 江苏 南京 211189; 2. 江苏省储能变流及应用工程技术研究中心(中国电力科学研究院有限公司), 江苏 南京 210003; 3. 上海理工大学机械工程学院, 上海 200093)

摘要: 双碳背景下我国正积极构建以新能源为主体的新型电力系统, 大力推进电力市场化改革。大量新能源电厂无序上网将会对电力系统的安全稳定运行带来巨大压力, 也不利于其作为独立主体参与市场化竞争。将“新能源+储能”电厂作为价格接受者, 以“报量不报价”的形式参与电力现货交易。采用随机优化方法构建新能源出力场景、日前及实时出清电价场景, 采用 K-medoids 方法将数量众多的场景转化为数量有限的概率化确定性场景。以日前收益最大为目标, 考虑条件风险价值并计及不平衡惩罚费用, 建立“新能源+储能”电厂参与日前市场的最优投标策略模型并求解。最后, 以某风电厂的历史出力数据以及现货市场电价数据开展数值仿真, 仿真结果验证了所建投标策略模型的有效性。

关键词: “新能源+储能”电厂; 不确定性; 日前市场; 条件风险价值; 投标策略

Day-ahead market bidding strategy for "renewable energy + energy storage" power plants considering conditional value-at-risk

YANG Bo^{1,2}, TANG Wencheng¹, WU Fubao², WANG Hongliang³, SUN Weiqing³

(1. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. Jiangsu Energy Storage Variable Current and Application Engineering Technology Research Center (China Electric Power Research Institute), Nanjing 210003, China; 3. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Under the background of dual carbon, China is actively building a new power system with renewable energy as the main body, and vigorously promoting the reform of power marketization. The disorderly access of a large number of renewable energy power plants will bring enormous pressure to the safe and stable operation of the power system, and will not be conducive to their participation in market competition as independent entities. This paper first takes "renewable energy + energy storage" power plants as price receivers, participates in the spot electricity transactions in the form of "quote volume without quotation". Secondly, the stochastic optimization method is used to construct renewable energy output scenarios, day-ahead and real-time clearing electricity price scenarios, and the K-medoids method is used to convert a large number of scenarios into a limited number of probabilistic deterministic scenarios. Then, with the goal of maximizing the day-ahead benefits, considering the conditional value-at-risk and taking into account the unbalanced penalty costs, an optimal bidding strategy model of "renewable energy + energy storage" power plants participating in the day-ahead market is established and solved. Finally, a numerical simulation is carried out with the historical output data of a wind power plant and the electricity price data in the spot market, and the simulation results verify the effectiveness of the proposed bidding strategy model.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777126).

Key words: "renewable energy + storage" power plant; uncertainty; day-ahead market; conditional value-at-risk; bidding strategy

0 引言

2021年3月, 习近平总书记在中央财经委员会

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777126); 江苏省储能变流及应用工程技术研究中心开放基金项目资助(NY51202101352)

第2次会议上强调, 各个行业应加快能源转型, 以能源绿色低碳发展为关键, 如期实现“碳达峰、碳中和”目标。在双碳目标背景下, 我国正加快构建以新能源为主体的新型电力系统^[1], 而新能源出力具有间歇性、波动性和不确定性的缺点, 其大规模并网会给电力系统安全稳定带来巨大压力, 因此亟需通过储能等技术手段加以缓冲。

国家发改委、能源局于2021年7月正式发布《关于加快推动新型储能发展的指导意见》，提出应加快储能在电源侧的发展，逐步建立储能参与电力市场的交易模式和技术标准^[2]。《意见》同时指出，预计到2025年全国储能装机容量将达到3000万kW，达到当前容量的10倍。对于电源侧而言，“新能源+储能”的模式将成为新能源电厂友好并网的主要方案，因此加快建设配备储能的新能源电厂已迫在眉睫^[3-4]。

另一方面，随着可再生能源并网容量的提升，电网必须提供更多的备用容量来应对可再生能源的不确定性，为了更好地解决这一问题，我国正在逐步加快和完善电力现货市场建设，促进各类资源的优化配置，从而更好地解决电力系统的稳定性问题，缓解高比例可再生能源的消纳问题^[5-6]。

针对上述问题，国内外学者开展了大量研究，一方面主要集中在新能源电厂和传统电厂的联合调度问题。文献[7]引入滚动优化的思想，允许风水联营体根据日内预测出力进行日内报价修正。文献[8]将风电厂与传统火电厂联合投标，采用GSA (Gravitational Search Algorithm)算法进行求解，并将结果与粒子群算法作对比，证明了该算法可以获得更高的净收益。另一方面，由于储能技术的成熟、成本的降低以及其灵活快速的调节能力，储能被广泛地应用到电网的调频、调峰服务中，越来越多的学者研究如何将新能源电厂和储能联合参与电力市场。文献[9]和文献[10]研究了储能在实时运行阶段补偿由于实时出力与日前制定计划不匹配导致的出力偏差问题，尽可能保证出力曲线与日前制定的计划保持一致，但是为了补偿出力偏差，储能会出现

电价高时充电和电价低时放电的情况，影响经济性。文献[11]建立双层优化模型，分别以风电联合收益最大和总调度成本最低为上下层的目标函数，采用信息差距决策理论求解模型。文献[12]考虑市场价格和风电出力的不确定性，采用随机场景描述价格不确定性、采用自回归方法模拟风电出力不确定性，利用随机鲁棒优化方法建立模型并求解。以上文献在求解时大多考虑最差场景，所求结果较为保守，不利于“新能源+储能”电厂在电力现货市场中获取更高的经济效益。

鉴于此，本文采用随机优化方法构建多个场景描述新能源出力、市场电价等不确定变量，以“新能源+储能”电厂日前收益最大为目标，考虑条件风险价值(Conditional Value at Risk, CVaR)并计及不平衡惩罚费用构建“新能源+储能”电厂日前投标策略模型，最后基于某风电厂历史出力数据的仿真算例验证了所提策略的有效性。

1 市场机制

目前我国电力市场主要包括日前市场和实时市场两个阶段，假设某电力市场交易的时间线如图1所示。在日前阶段，发电厂采用全电量申报的形式，在申报日上午10点前完成申报，下午4点后由调度中心统一发布中标信息^[13]。电力市场建设初期，考虑到发电厂商参与电力市场积极性较低，对实际运行调整不能很快做出反应，导致实时市场存在较大不平衡电量偏差，为了尽可能避免该情况的发生，对参与电力市场投标的电厂采用单价格惩罚模式，即对实际运行时的超发或欠发电量均进行惩罚^[14]，促进发电商提高预测准确率。

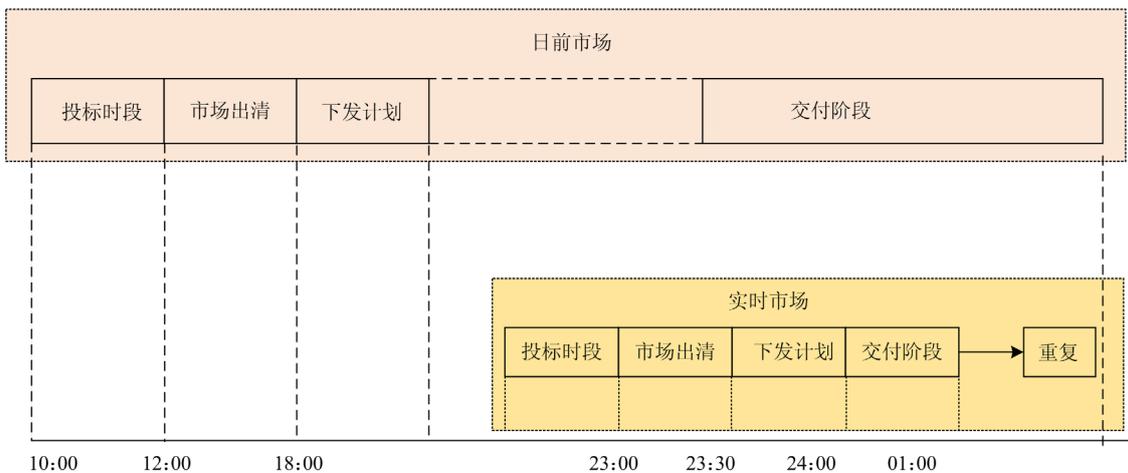


图1 电力市场时间线

Fig. 1 Time line of the electric market

在市场初期, 新能源装机容量相对较低, 对市场出清价格的影响甚微, 同时也为确保投标电量全额中标实现新能源的优先消纳, 通常将新能源电厂作为市场价格接受者^[15], 只投标发电量而不申报价格, 即“报量不报价”。在日前阶段, 市场发布出清结果后, 日前中标电量即为固定值, 不可以再次更改, 只能由实时市场和辅助服务市场进行调节, 实时市场每 15 min 滚动出清一次, 每小时中 4 个时间点实时价格的算术平均值作为该时段的实时节点出清价格。

本文仅考虑“新能源+储能”电厂作为独立主体参与日前市场交易的投标策略, 其参与实时市场的投标和运行策略将作为下一阶段的研究内容在后续研究成果中体现。“新能源+储能”电厂在运行阶段, 厂商可以通过直接管理储能系统充放电运行状态来处理新能源出力不确定造成的电量偏差。

图 2 显示了“新能源+储能”电厂的电力流。电厂可以通过控制储能系统的充放电来优化日前预期投标量, 从而在日前市场中获得更大收益^[16]。考虑到在实际运行过程中, 新能源电厂的输出功率曲线通常会偏离日前中标的出力曲线, 因此可以通过储能进行平衡。考虑到储能的容量和功率限制, 当储能无法平衡所有偏差电量时, 电厂需要支付不平衡电量所产生的惩罚费用。

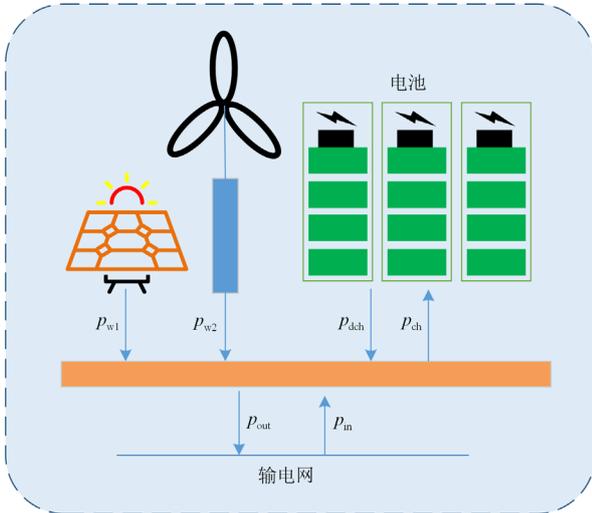


图 2 “新能源+储能”电厂电力流图

Fig. 2 Power flow of a “renewable energy + energy storage” power plant

本文中储能的主要作用是保证“新能源+储能”电厂实际出力尽可能与日前投标电量曲线保持一致, 减少偏差电量带来的不平衡惩罚。本文以实时电价作为不平衡惩罚价格。

2 基于随机优化的场景生成和削减

在投标前, 新能源厂商面临许多不确定因素, 包括日前/实时电价、新能源出力等。本文采用随机优化的方法来处理参数不确定性的问题^[17]。首先, 通过场景生成技术生成不同的场景描述不确定参数, 然后通过场景削减技术, 得到数量有限且具有代表性的应用场景。随机优化的目标函数是场景集的期望收益^[18], 最优解与输入的所有场景有关, 当场景发生改变时, 最优解会发生改变。本文主要考虑日前电价、实时电价和新能源出力不确定性的场景集合^[19]。

2.1 基于 LSTM 方法的场景生成

首先, 采用历史数据信息并利用长短期记忆模型(Long Short-Term Memory, LSTM)对新能源出力功率进行预测^[20-21], 并采用历史数据通过 LSTM 算法对出清价格进行预测。其次, 考虑到预测值并不完全准确, 数值在实际情况中微小波动也有可能较大地影响优化结果, 因此通过场景生成技术得到出力和价格不确定性的多个场景及其出现的概率^[22]。由历史数据可以得到不确定量的概率密度函数, 然后通过蒙特卡洛模拟法生成大量场景描述不确定性, 实际值和预测值的关系可以表述为

$$P_{\text{actual}} = P_{\text{predict}} + P_{\text{error}} \quad (1)$$

式中: P_{actual} 表示实际值; P_{predict} 表示预测值; P_{error} 表示预测误差。理论而言, 生成场景越多优化结果越接近真实情况, 但随着场景数量的增多计算量会急剧增加, 因此需要在满足一定精度要求下进行场景削减。

2.2 基于 K-medoids 方法的场景削减

场景削减方法一般包括两类, 第一类是基于距离的方法, 包括快速前向选择法、同步回代法; 第二类是基于划分的方法, 与第一类算法不同, 该类算法的计算复杂程度并不依赖于原始场景规模, 主要是以聚类算法为主, 包括 K-means 和 K-medoids 算法。K-means 算法以同类样本的平均值为聚类中心, 因此对初始中心的选择以及异常数据十分敏感。K-medoids 算法则是以总体样本中心作为聚类中心, 可以有效弥补 K-means 算法的不足^[23]。由于误差在随机采样生成场景时可能会产生部分异常的场景, 因此本文选择 K-medoids 算法进行场景削减, 尽可能保证削减后的场景可以有效代表原始场景。

K-medoids 算法工作原理和步骤如下^[24], 假设未削减场景构成一个场景集合 Ω , 场景削减的目的是找一个最优的子集 S 来替代 Ω , 使得 S 尽可能包

含 Ω 的所有统计信息,这一过程可以表示为

$$\min \sum_{u_i \in \Omega, u_j \in S} \rho_i \min d(u_i, u_j) \quad (2)$$

$$d(u_i, u_j) = \|u_i - u_j\| = \sum_{t=1}^T |u_i^t - u_j^t| \quad (3)$$

式中: ρ_i 为场景 u_i 出现的概率; $d(u_i, u_j)$ 为两个场景间距离。场景削减的基本步骤如下:

1) 从未被削减的场景集中随机选择 n 个场景作为初始聚类的中心,用 $S_1^0, S_2^0, \dots, S_n^0$ 表示。

2) 按照距离聚类中心最近的原则,将剩余的集合分配到各个类当中。

3) 通过式(2),重新寻找新的聚类中心并替换上一次的聚类中心。

4) 判断收敛性,如果收敛,则聚类得到的 n 个聚类中心 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 即为削减后的场景,如果未收敛,则返回步骤b)重新计算。

5) 计算削减后场景概率 $\rho_i = N_i / N$,即第 i 类的场景数与削减后总的场景的比值。

削减后,各场景的特征具有显著的差异,并且所有场景的概率之和为1, K 值的选取按照肘部法则进行选取。

3 “新能源+储能”电厂日前投标策略

首先,新能源电厂在日前阶段利用场景生成和削减技术生成多个日前出清价格和新能源出力场景,然后将数据输入到优化模型中,得到日前投标量和电厂中储能的运行调度计划。

3.1 日前市场投标策略模型

日前市场中,新能源电厂需要制定最优的报量策略,确定日前投标电量,以获取最大的日前收益。其中日前出清价格为不确定参数,可以采用场景生成方法生成多个场景,并经场景削减后得到有效的场景,考虑不平衡惩罚费用的日前市场目标函数可以表示为

$$\max \sum_{s=1}^S \rho_s (R_s^{\text{da}} - R_s^{\text{pun}}) \quad (4)$$

$$R_s^{\text{da}} = \sum_{t=1}^T (\lambda_{s,t}^{\text{DA}} p_t^{\text{bid}} \Delta t - c_{s,t}^{\text{ess}}) \quad (5)$$

$$R_s^{\text{pun}} = \sum_{t=1}^T \left\{ \begin{array}{l} \lambda_{s,t}^{\text{real}} |p_t^{\text{bid}} - (p_t^{\text{w}} + p_t^{\text{dch}} - p_t^{\text{ch}})| \Delta t \\ -c_{s,t}^{\text{ess}} \end{array} \right\} \quad (6)$$

式中: R_s^{da} 表示总收益; R_s^{pun} 表示不平衡电量的惩罚费用; $\lambda_{s,t}^{\text{DA}}$ 表示在 s 场景下第 t 时段的日前电价; $\lambda_{s,t}^{\text{real}}$ 表示在 s 场景下第 t 时段的实时电价; p_t^{bid} 表示第 t 时段的日前投标电量; Δt 代表时间间隔; T 代

表一天内的时间段数; $c_{s,t}^{\text{ess}}$ 表示在 s 场景下第 t 时段的运行成本; $\rho(s)$ 表示 s 场景的概率; S 表示总的场景集合。

日前的投标电量为新能源的发电量和储能充放电电量之和,如式(7)所示。

$$p_t^{\text{bid}} \Delta t = (p_t^{\text{w}} + p_t^{\text{dch}} - p_t^{\text{ch}}) \Delta t \quad (7)$$

$$0 \leq p_t^{\text{w}} \leq p_t^{\text{wf}} \quad (8)$$

式中: p_t^{ch} 和 p_t^{dch} 分别表示第 t 时段储能的充放电功率; p_t^{w} 表示第 t 时段新能源发电的决策出力功率; p_t^{wf} 表示第 t 时段新能源发电日前预测功率。

储能的运行成本与充放电功率有关,可用式(9)表示。

$$c_t^{\text{ess}} = u^{\text{ess}} (p_t^{\text{dch}} + p_t^{\text{ch}}) \Delta t \quad (9)$$

式中, u^{ess} 表示储能运行的单位成本。除此之外,储能装置还需要满足以下运行约束条件。

$$0 \leq p_t^{\text{ch}} \leq s_t^{\text{ch}} p_{\text{max}}^{\text{ch}} \quad (10)$$

$$0 \leq p_t^{\text{dch}} \leq s_t^{\text{dch}} p_{\text{max}}^{\text{dch}} \quad (11)$$

$$s_t^{\text{ch}} + s_t^{\text{dch}} \leq 1 \quad (12)$$

$$s_t^{\text{ch}}, s_t^{\text{dch}} \in \{0, 1\} \quad (13)$$

$$E_{t+1} = E_t + p_t^{\text{ch}} \eta^{\text{ch}} \Delta t - p_t^{\text{dch}} / \eta^{\text{dch}} \Delta t \quad (14)$$

$$SOC_t = E_t / E_{\text{max}} \quad (15)$$

式中: $p_{\text{max}}^{\text{ch}}$ 、 $p_{\text{max}}^{\text{dch}}$ 分别表示储能装置的最大充放电功率; s_t^{ch} 、 s_t^{dch} 分别表示储能充放电的状态变量; E_t 表示储能装置在第 t 时段末的电量; SOC 表示荷电状态。

为确保储能系统运行的连续性,应保证储能当日的初始状态电量等于储能当日运行结束状态电量,即约束式(16)。

$$E_0 = E_{24} \quad (16)$$

3.2 条件风险价值模型

条件风险价值即 CVaR,是在 VaR 模型的基础上提出的投资风险计量方法,表示超过 VaR 部分的平均值。相对于 VaR 模型,该模型的优点在于^[25]:考虑了超过分位点部分的尾部信息;属于一致风险测度,并满足可加性;具有凸性,可以保证投资组合优化结果的准确性。

CVaR 可以表示为

$$CVaR(r) = E \{ r | r \leq VaR(r) \} = \frac{1}{\alpha} \int_0^{VaR(r)} r \rho(r) dr \quad (17)$$

式中: r 表示收益; $\rho(r)$ 表示随机变量 r 的概率密度函数; α 为置信水平。

VaR 可以表示为

$$VaR_{\alpha}(r) = \min\{V \in R : P(r \leq V) \geq \alpha\} \quad (18)$$

式中, $P(r)$ 表示 r 的累计概率密度函数。该式不利于 CVaR 的计算, 所以本文采用文献[26]提供的方法, 将式(17)和式(18)改写为式(19)。

$$F(r, v, \alpha) = v + \frac{1}{\alpha} \int_{r < v} (r - v) \rho(r) dr \quad (19)$$

该函数相对于 v 的最大值等于 CVaR, 详细证明过程参考文献[27]。

3.3 考虑风险价值的日前市场投标策略模型

在确定日前投标策略时, 考虑到不同新能源电厂对待风险厌恶程度不同, 因此引入 CVaR 理论描述不同新能源厂商对待风险厌恶的程度对收益的影响, 其中:

$$CVaR(R) = v + \frac{1}{\alpha} \sum_{s \in S} \rho_s \min(R_s^{da} - R_s^{pun} - v, 0) \quad (20)$$

式(20)为非线性函数, 在求解时较为复杂, 因此通过引入松弛变量 v 、 z_s 将其线性化为

$$\begin{cases} CVaR(R) = v + \frac{1}{\alpha} \sum_{s \in S} \rho_s z_s \\ z_s \leq R_s^{da} - R_s^{pun} - v \\ z_s \leq 0 \end{cases} \quad (21)$$

因此, 可以将日前市场投标策略模型的目标函数式(4)改写为^[28]

$$\max \beta \sum_{s=1}^S \rho_s (R_s^{da} - R_s^{pun}) + (1 - \beta) (v + \frac{1}{\alpha} \sum_{s \in S} \rho_s z_s) \quad (22)$$

式中, β 表示投资者在风险和收益之前的权衡系数, $\beta \in (0, 1)$ 。 $\beta = 0$ 表示完全风险厌恶; $\beta = 1$ 表示完全风险偏好^[29]。约束条件为式(7)一式(16)以及式(21)。

4 算例分析

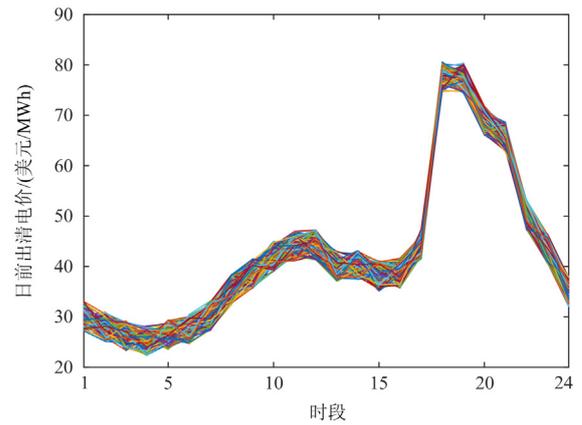
以某地区“风电+储能”电厂为例进行仿真, 该电厂配置 27 MW 风机和 3 MW/6 MWh 储能, 储能充放电效率均取为 0.9, 储能充放电运行成本 u^{ess} 取 0.025 美元/kWh, α 取 0.95, 构建场景的数据选自 2019 年 12 月到 2020 年 12 月的历史数据, 采用 Matlab 2016b 中的 Yalmip 工具箱, 调用 Cplex 求解器进行求解。日前预测的风电厂出力(MW)、日前出清电价和实时出清电价(美元/MWh)的预测数据如表 1 所示。

由本文第 2 节所述场景生成和削减方法可以得

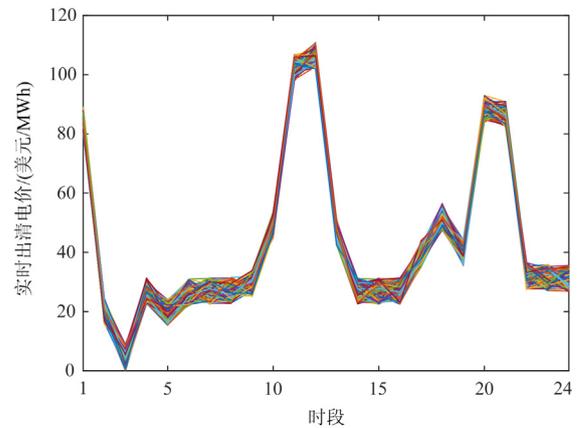
到 100 个场景所对应削减后的出力和价格曲线, 如图 3 所示。

表 1 风电出力和电价的日前预测值
Table 1 Day-ahead forecast results of wind power outputs and electricity prices

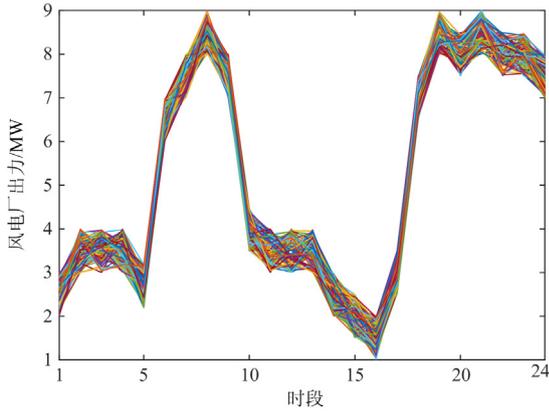
时段	1	2	3	4	5	6	7	8
日前电价	30.2	28.1	26.3	25.2	26.4	27.6	30.2	35.4
实时电价	83.3	18.5	3	25.4	18.3	25	25.4	25.6
风电出力	2	3	3	3	2.2	6	7	8
时段	9	10	11	12	13	14	15	16
日前电价	38.5	42	44.1	44.3	40	40.2	38.1	38.7
实时电价	28	48	100.8	105	45.4	25.2	25.4	25.5
风电出力	7	3.5	3.1	2.9	3.2	2	1.5	1.1
时段	17	18	19	20	21	22	23	24
日前电价	44.5	77.6	77.4	69	65.7	50.2	43.5	35
实时电价	38	50.5	38.5	87	85	30.5	30	29.6
风电出力	2.6	6.4	7.9	7.5	8.1	7.5	7.5	6.9



(a) 削减后的日前价格场景



(b) 削减后的实时价格场景

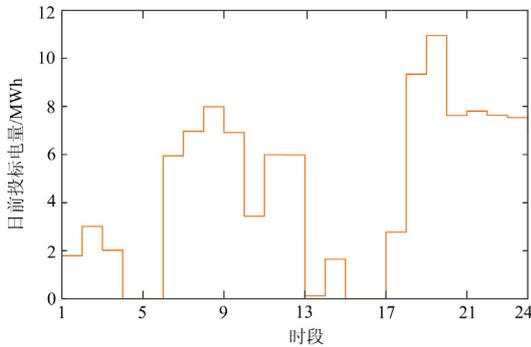


(c) 削减后的风电出力场景

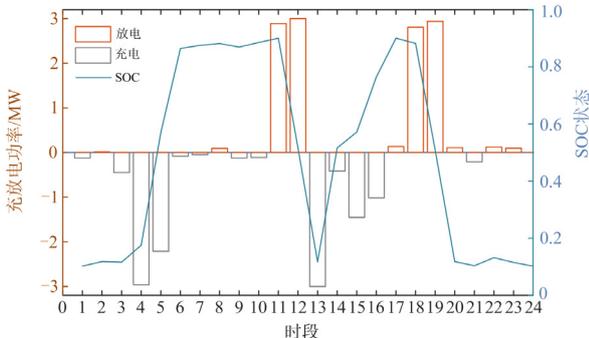
图3 削减后的价格与出力场景

Fig. 3 Reduced scenarios of price and output

以风险系数 $\beta = 0.2$ 为例，计算“风电+储能”电厂参与日前市场的投标电量与实时运行时的充放电功率，结果如图4所示。在 $t=3$ 和 $t=5$ 时段实时电价较低，储能充电；在 $t=11$ 和 $t=12$ 时段实时电价较高，储能放电；在 $t=13$ 时段风电出力较大，而日前投标较少，为了避免实时阶段高昂的惩罚费用，储能在此时段进行了充电，从而在整个运行过程中保证总收益最大。



(a) 日前投标电量 ($\beta = 0.2$)



(b) 储能充放电功率和 SOC ($\beta = 0.2$)

图4 日前投标电量与储能运行状态

Fig. 4 Day-ahead bidding electricity and energy storage operating state

通过表2和图5可以看出，随着 β 增大，风电厂商更偏向风险，风电厂商的期望收益逐渐增大，同时 CVaR 逐渐变小，这意味着并不存在一个最优解，能够同时保证期望收益和 CVaR 同时最好。

不同储能容量配比会直接影响电厂的收益^[30]，本文算例中的电厂储能容量配比约为 11%，为了测算不同储能配比对电厂收益的影响，以储能容量配置比例 5%、20%、30%作为对比，其对应的储能容量分别为 1.35 MW/2.7 MWh、5.4 MW/10.8 MWh、8.1 MW/16.2 MWh。

表2 β 敏感度分析

Table 2 Sensitivity analysis of β

β	收益/美元	CVaR/美元	β	收益/美元	CVaR/美元
0	4 837	4 641	0.6	4 892	4 602
0.1	4 842	4 641	0.7	4 897	4 589
0.2	4 844	4 641	0.8	4 905	4 566
0.3	4 853	4 638	0.9	4 921	4 498
0.4	4 858	4 635	1.0	4 925	4 450
0.5	4 873	4 622			

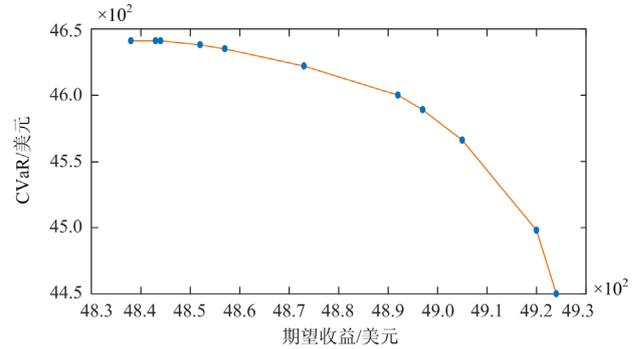


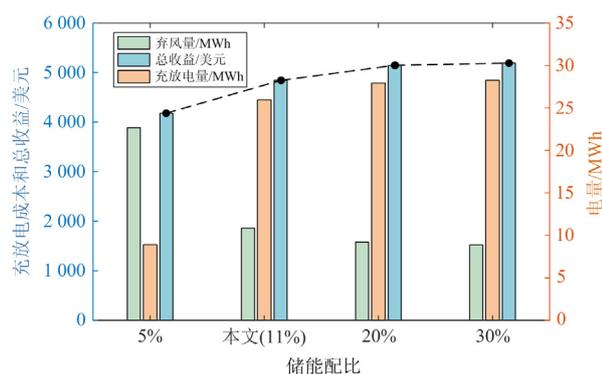
图5 收益-CVaR 帕累托前沿

Fig. 5 Pareto frontier of the profit and CVaR

由图6可知，随着储能配比的增大，电厂总收益增加，弃风电量减少。但当储能配比超过 11% 以后，电厂收益增加和弃风电量减少均不明显，储能的作用趋于饱和。因此，对于不同地区的新能源电厂要综合考虑其出力特性，合理配备储能，避免容量过大增加投入成本。

5 结语

本文针对“新能源+储能”电厂参与电力市场交易的日前投标策略开展研究，考虑新能源出力和市场价格的不确定性，构建日前投标策略模型，该策略采用随机优化的方法对不确定性进行建模，并通过 K-medoids 聚类的方式进行场景削减，基于削

图6 弃风电量、总收益和总充放电电量 ($\beta = 0.2$)Fig. 6 Wind power curtailment, total revenue, and total charge and discharge ($\beta = 0.2$)

减后的典型场景进行仿真,有效减小计算压力。最后引入 CVaR 模型评估发电厂商所面临的风险,通过算例分析了“风电+储能”电厂参与电力市场的可行性,并且对于不同的风电厂商可以选择不同的参数 β 作为风险管理措施,制定更高效的日前投标策略,该策略同样也适用于“光伏+储能”电厂。

参考文献

- [1] 马钊. “双碳”目标倒逼新型电力系统建设提速[N]. 中国能源报, 2021-03-22(4).
MA Zhao. The “double carbon” target pushes the construction of new power systems to speed up[N]. China Energy News, 2021-03-22(4).
- [2] 时智勇, 王彩霞. 推动新型储能高质量发展支撑新型电力系统建设[N]. 国家电网报, 2021-08-03(8).
SHI Zhiyong, WANG Caixia. Promote the high-quality development of new energy storage to support the construction of new power systems[N]. State Grid News, 2021-08-03(8).
- [3] 罗金满, 刘丽媛, 刘飘, 等. 考虑源网荷储协调的主动配电网优化调度方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(1): 167-173.
LUO Jinman, LIU Liyuan, LIU Piao, et al. An optimal scheduling method for active distribution network considering source network load storage coordination[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(1): 167-173.
- [4] 张金平, 周强, 王定美, 等. “双碳”目标下新型电力系统发展路径研究[J]. 华电技术, 2021, 43(12): 46-51.
ZHANG Jinping, ZHOU Qiang, WANG Dingmei, et al. Research on the development path of new power system to achieve carbon peaking and carbon neutrality[J]. Integrated Intelligent Energy, 2021, 43(12): 46-51.
- [5] 肖云鹏, 王锡凡, 王秀丽, 等. 面向高比例可再生能源的电力市场研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 663-674.
XIAO Yunpeng, WANG Xifan, WANG Xiuli, et al. A review of electricity market research for high percentage renewable[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 663-674.
- [6] 吴引航, 阳婷, 戴晓娟, 等. 含大规模水电的电力现货市场出清及价格机制研究[J]. 浙江电力, 2021, 40(12): 54-60.
WU Yinhang, YANG Ting, DAI Xiaojuan, et al. Study of clearing and price mechanism of electricity spot market including large-scale hydropower[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(12): 54-60.
- [7] DING H, HU Z, SONG Y. Rolling optimization of wind farm and energy storage system in electricity markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(5): 2676-2684.
- [8] KHALOIE H, ABDOLLAHI A, SHAFIE-KHAH M, et al. Coordinated wind-thermal-energy storage offering strategy in energy and spinning reserve markets using a multi-stage model[J]. Applied Energy, 2020, 259.
- [9] 钱韦廷, 赵长飞, 万灿, 等. 基于概率预测的混合储能平抑风电波动随机优化调控方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(18): 18-27.
QIAN Weiting, ZHAO Zhangfei, WAN Can, et al. A probabilistic prediction-based stochastic optimal regulation method for hybrid energy storage to smooth out wind power fluctuations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(18): 18-27.
- [10] 张学军, 王振. 含风储联合单元的电力系统两阶段日前调度模型[J]. 电测与仪表, 2019, 56(5): 57-62.
ZHANG Xuejun, WANG Zhen. Two-stage day-ahead dispatch model of power system with combined wind-storage unit[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(5): 57-62.
- [11] KHAZALI A, REZAEI N, SU W, et al. Risk-aware bilevel optimal offering strategy of a joint wind/storage unit based on information gap decision theory[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(2): 1939-1949.
- [12] WANG Y, ZHAO H, LI P. Optimal offering and operating strategies for wind-storage system participating in spot electricity markets with progressive stochastic-robust hybrid optimization model series[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019(4): 1-19.
- [13] GARRY P M, SPURLIN C, NELSEN D. Wind energy in Indian country: a study of the challenges and opportunities facing south Dakota tribes[J]. Social Science Electronic Publishing, 2009, 54.
- [14] LI S, PARK C S. Wind power bidding strategy in the short-term electricity market[J]. Energy Economics, 2018, 75: 336-344.
- [15] HAN X, HUG G. A distributional robust bidding strategy

- for a wind-storage aggregator[J]. *Electric Power Systems Research*, 2020, 189.
- [16] 曹子珣, 陈红坤, 胡畔, 等. 计及市场收益的含储能火电厂日前-日内两阶段优化调度方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(12): 106-113.
CAO Zixun, CHEN Hongkun, HU Pan, et al. Day-ahead and intraday two-stage optimal dispatch model of a thermal power plant with energy storage and taking into account the profit[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(12): 106-113.
- [17] 马国真, 林毓军, 张泽亚, 等. 计及源荷多重不确定性的综合能源系统鲁棒经济调度方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(20): 43-52.
MA Guozhen, LIN Yujun, ZHANG Zeya, et al. A robust economic dispatch method for an integrated energy system considering multiple uncertainties of source and load[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(20): 43-52.
- [18] 张涛, 李逸鸿, 郭玥彤, 等. 考虑虚拟电厂调度方式的售电公司多时间尺度滚动优化[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(11): 79-87.
ZHANG Tao, LI Yihong, GUO Yuetong, et al. Multi-time scale rolling optimization of power sale companies considering virtual power plant scheduling[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(11): 79-87.
- [19] 聂涌泉, 顾慧杰, 彭超逸, 等. 激励性含风电竞标日前市场出清电价机制的建模[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(19): 25-34.
NIE Yongquan, GU Huijie, PENG Chaoyi, et al. Modeling of market clearing price mechanism with incentive wind power bidding[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(19): 25-34.
- [20] GERS F A, ECK D, SCHMIDHUBER J. Applying LSTM to time series predictable through time-window approaches[J]. *Neural Nets WIRN Vietri-01*, 2002: 193-200.
- [21] 史加荣, 赵丹梦, 王琳华, 等. 基于 RR-VMD-LSTM 的短期风电功率预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(21): 63-70.
SHI Jiarong, ZHAO Danmeng, WANG Linhua, et al. Short-term wind power prediction based on RR-VMD-LSTM[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(21): 63-70.
- [22] GAO Y, XUE F, YANG W, et al. Optimal operation modes of photovoltaic-battery energy storage system based power plants considering typical scenarios[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2017, 2(1): 1-10.
- [23] 彭雨箏, 李晓露, 李聪利, 等. 基于残差卷积自编码的风光荷场景生成方法[J]. *电力建设*, 2021, 42(8): 10-17.
PENG Yuzheng, LI Xiaolu, LI Congli, et al. Typical wind-PV-load scenario generation based on residual convolutional autoencoders[J]. *Electric Power Construction*, 2021, 42(8): 10-17.
- [24] 李康平, 张展耀, 王飞, 等. 基于 GAN 场景模拟与条件风险价值的独立型微网容量随机优化配置模型[J]. *电网技术*, 2019, 43(5): 234-242.
LI Kangping, ZHANG Zhanyao, WANG Fei, et al. Stochastic optimal allocation model of independent microgrid capacity based on GAN scenario simulation with conditional value-at-risk[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(5): 234-242.
- [25] ARICI GIORGIO, CAMPI MARCO C, CARÈ ALGO, et al. A theory of the risk for empirical CVAR with application to portfolio selection[J]. *Journal of Systems Science & Complexity*, 2021, 34(5): 1879-1894.
- [26] ROCKAFELLAR R T, URYASEV S. Optimization of conditional value-at-risk[J]. *Journal of Risk*, 2000, 2(3): 21-41.
- [27] KROKHMAL P, PALMQUIST J, URYASEV S. Portfolio optimization with conditional value at risk objectives and constraints[J]. *Journal of Risk*, 2002, 4(3): 43-68.
- [28] CATALAO J P S, POUSINHO H M I, MENDES V M. Optimal offering strategies for wind power producers considering uncertainty and risk[J]. *IEEE Systems Journal*, 2012, 6(2): 270-277.
- [29] HUANG C, YAN Z, CHEN S, et al. Portfolio management of battery storages in multiple electricity markets[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2018, 12(22): 6004-6010.
- [30] 孙伟卿, 罗静, 张婕. 高比例风电接入的电力系统储能容量配置及影响因素分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(15): 9-18.
SUN Weiqing, LUO Jing, ZHANG Jie. Energy storage capacity allocation and influence factor analysis of a power system with a high proportion of wind power[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(15): 9-18.

收稿日期: 2022-01-25; 修回日期: 2022-03-21

作者简介:

杨波(1977—), 男, 硕士, 研究员级高工, 研究方向为储能变流控制及集成应用; E-mail: yangbo@epri.sgcc.com.cn

汤文成(1958—), 男, 教授, 研究方向为先进制造技术; E-mail: tangwc@seu.edu.cn

吴福保(1972—), 男, 博士, 研究员级高级工程师, 主要研究方向为分布式能源与储能。E-mail: wufubao@epri.sgcc.com.cn

(编辑 张爱琴)