

基于随机对偶动态整数规划的压缩空气储能与风电联合投标策略

刘嘉逊¹, 吴锐冰², 姚星安¹, 杨柳¹, 吴敬慧¹, 朱建全²

(1. 广东电力交易中心有限责任公司, 广州 510663; 2. 华南理工大学电力学院, 广州 510640)

摘要: 在电力市场环境下储能可与风电联合投标以应对风电出力的不确定性, 提高风电企业的综合效益。针对风电和压缩空气储能联合投标的模型及算法开展了研究。首先, 考虑风电和压缩空气储能的运行特性以及电力市场规则, 建立风电和压缩空气储能联合参与能量与调频市场的投标模型。然后, 在马尔可夫决策过程的框架下将所提模型描述为多阶段随机规划问题, 并基于随机对偶动态整数规划算法进行求解。该算法通过拉格朗日割实现对所提模型的时段分解, 可有效解决随机性和离散性问题, 具有较高的求解精度。最后, 通过算例分析验证了所提方法的有效性。

关键词: 风储系统; 投标策略; 压缩空气储能; 随机对偶动态整数规划; 拉格朗日割

Joint Bidding Strategy of Compressed Air Energy Storage and Wind Power Based on Stochastic Dual Dynamic Integer Programming

LIU Jiaxun¹, WU Ruibing², YAO Xingan¹, YANG Liu¹, WU Jinghui¹, ZHU Jianquan²

(1. Guangdong Electric Power Trading Center Co., Ltd., Guangzhou 510663, China; 2. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: In the electricity market environment, joint bidding of energy storage and wind power can deal with the uncertainty of wind power output and improve the comprehensive benefit of the wind power enterprise. In this paper, the model and algorithm of joint bidding of wind power and compressed air energy storage are studied. Firstly, by considering the operation characteristics of wind power and compressed air energy storage and the rules of electricity market, a bidding model for wind power and compressed air energy storage to participate in the energy market and frequency regulation market is established. Secondly, the proposed model is described as a multi-stage stochastic programming problem in the framework of Markov decision process, and then solved based on the stochastic dual dynamic integer programming algorithm. The algorithm realizes the period decomposition of the proposed model through Lagrange cut, which can effectively solve the problems of randomness and discreteness, and has high solving accuracy. Finally, case studies verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: wind-storage system; bidding strategy; compressed air energy storage; stochastic dual dynamic integer programming; Lagrange cut

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51977081); 中国南方电网有限责任公司科技项目(GDKJXM20210114); 广东省自然科学基金资助项目(2022A1515011193)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51977081); the Science and Technology Foundation of China Southern Power Grid Corporation (GDKJXM20210114); the Natural Science Foundation of Guangdong Province (2022A1515011193).

0 引言

随着电力市场化改革的深化进行,风电参与电力市场的投标策略得到了广泛关注^[1]。然而,风电出力的不确定性降低了风电企业的投标收益^[2],在一定程度上制约了其参与电力市场的积极性。储能作为应对风电出力不确定性的最有效的物理手段,可与风电联合参与电力市场,提高风电企业的盈利能力^[3-4]。

压缩空气储能(compressed air energy storage, CAES)具有效率高、容量大、寿命长以及成本较低等优点,被认为是最具有发展前景的大规模储能技术^[5-7]。近年来,许多研究集中在CAES的自调度方法上,分析了它在不同类型电力市场中的交易策略。文献[8]提出了一种基于信息间隙决策理论的优化模型,以获得CAES参与日前能量市场的投标和报价策略。文献[9]提出了一种前瞻性优化模型,以最大化CAES在较长的未来调度范围内参与能量市场以及调频等辅助服务市场的利润。但上述研究均未考虑CAES与风电联合参与电力市场的情况。针对风电与CAES组成的风储系统文献[10]建立了一个基于条件风险价值理论的投标模型,以获得多市场环境下的日前市场的报价曲线。在文献[10]的基础上,文献[11]通过鲁棒优化建模日前电价的不确定性提出了一个三阶段混合鲁棒/随机框架。然而,上述研究只考虑了风电和CAES联合参与能量市场的情况,缺少对调频市场的研究。

考虑CAES的风储联合投标在数学上是一个随机混合整数规划(stochastic mixed-integer programming, SMIP)问题。针对这类问题已有文献一般直接调用商业求解器进行求解^[11-12],但在场景的数量较大时求解效率较低。为了解决这个问题,文献[13-14]提出了基于场景削减技术的求解方法,以减少计算负担,但这可能会导致求解精度的降低。为了同时保证求解的精度和速度,文献[15]提出了基于序优化的求解算法,以在合理的时间内得到足够优的解,但该算法的求解质量依赖于初始采样点的选取。文献[16]提出了一种基于改进本德斯割的算法,将SMIP问题分解为主问题和子问题进行迭代求解,以实现不同场景之间的解耦,但它只适用于子问题不包含整数变量的情况。此外,粒子群算法、遗传算法等启发式算法具有不依赖于问题的性

质的优点,已被广泛应用于SMIP问题的求解^[17-19],但也存在求解效率低、解的质量不稳定等问题。

随机对偶动态规划(stochastic dual dynamic programming, SDDP)是一种新兴的随机优化算法,具有求解精度高、适应性强等优点,近年来在电力优化调度等领域得到了成功应用^[20-22]。该算法基于贝尔曼方程将原始问题拆分成一系列小规模子问题,并利用本德斯割描述值函数,实现对原始问题的准确求解。但是,由于SMIP问题的非凸性,本德斯割存在对偶间隙,无法获得准确的值函数,导致求解精度的降低。针对该问题,文献[23]在SDDP的基础上提出了随机对偶动态整数规划(stochastic dual dynamic integer programming, SDDiP)。与SDDP相比,SDDiP提出了拉格朗日割,能够以零对偶间隙准确地描述值函数,从而实现SMIP问题的精确求解。

在上述背景下,本文从风电和CAES的基本特性出发,建立了风电和CAES联合参与能量和调频市场的投标模型。为了解决所提模型的随机性和离散性问题,本文首先基于贝尔曼方程将其分解为一系列子问题,减小了问题的规模,降低了求解难度;然后,引入SDDiP算法,利用拉格朗日割准确地描述值函数,实现了对所提模型的精确求解。

1 投标模型

1.1 投标框架

本文考虑风电和CAES组成一个风储电站的情况,其投标框架如图1所示。考虑到风储电站在能量市场和调频市场中份额较小,本文将其视为价格接受者^[24],在两个市场中都采用报量不报价的方式。作为价格接受者,风储电站根据价格和风力预测在能量市场和调频市场上优化分配资源,确定其在能量市场和调频市场中的投标量,以最大限度地提高预期总利润,同时确保满足所有运行约束。

1.2 目标函数

本文考虑了市场价格和风电出力的不确定性,以最大化风储电站的利润期望值为目标,有

$$\max \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T \delta_n (R_{n,t}^{\text{en,da}} + R_{n,t}^{\text{en,rt}} - P_{n,t}^{\text{en}} + R_{n,t}^{\text{reg,cap}} + R_{n,t}^{\text{reg,mil}} - C_{n,t}^{\text{ope}}) \quad (1)$$

式中: N 为场景数量; T 为交易时段总数; δ_n 为第 n

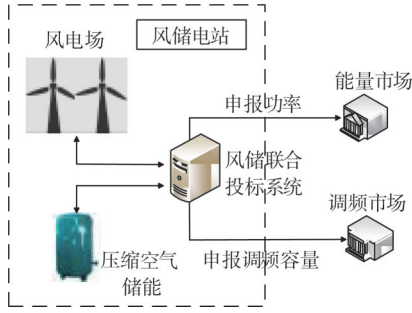


图 1 风储系统联合投标的基本框架

Fig. 1 Basic framework of integrated bidding of the wind-storage system

个场景发生的概率； $R_{n,t}^{en,da}$ 、 $R_{n,t}^{en,rt}$ 、 $P_{n,t}^{en}$ 、 $R_{n,t}^{reg,cap}$ 、 $R_{n,t}^{reg,mil}$ 、 $C_{n,t}^{ope}$ 分别为风储电站在第 n 个场景的第 t 个时段的日前能量市场收益、实时能量市场收益、能量市场惩罚、调频容量补偿、调频里程收益和储能运行成本，计算方式如下。

1) 能量市场收益及惩罚。

$$R_{n,t}^{en,da} = \pi_{n,t}^{en,da} C_t^{en,da} \Delta t \quad (2)$$

$$R_{n,t}^{en,rt} = \pi_{n,t}^{en,da} (P_{n,t}^{w,en} + P_{n,t}^{b,en} - C_t^{en,da}) \Delta t \quad (3)$$

$$P_{n,t}^{en} = \rho \pi_{n,t}^{en,da} |P_{n,t}^{w,en} + P_{n,t}^{b,en} - C_t^{en,da}| \Delta t \quad (4)$$

式中： $\pi_{n,t}^{en,da}$ 为第 n 个场景的第 t 个时段的能量市场价格； $C_t^{en,da}$ 为风储电站在第 t 个时段的能量市场申报量； $P_{n,t}^{w,en}$ 、 $P_{n,t}^{b,en}$ 分别为风电和 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的功率基点； ρ 为偏差惩罚系数。

2) 调频容量补偿。

$$R_{n,t}^{reg,cap} = (\pi_{n,t}^{en,da} - C_h) C_t^{reg} \Delta t \quad (5)$$

式中： C_t^{reg} 为风储电站在第 t 个时段的调频容量申报量； C_h 为发电核定成本。

3) 调频里程收益。

$$R_{n,t}^{reg,mil} = \gamma K^{perf} \pi_{n,t}^{reg} C_t^{reg} \Delta t \quad (6)$$

式中： $\pi_{n,t}^{reg}$ 为第 n 个场景的第 t 个时段的调频里程价格； γ 为调频里程比，代表单位调频容量对应的调频里程； K^{perf} 为调频综合性能指标。

4) CAES 的运行成本。

CAES 可以在 3 种不同的模式下工作^[10]。(1) 充电模式：压缩机消耗电能将空气压缩到储气室中；(2) 放电模式：将储存的空气用作空气膨胀机，为燃气轮机提供动力，但需要天然气作为燃料^[25]；(3) 循环模式：仅使用天然气来发电。因此，CAES 的运行成本需要考虑 3 种模式下的操作成本和燃料成本^[10, 26]，具体如下：

$$C_{n,t}^{ope} = \sum_{\omega=c,d,s} (P_{n,t}^{b,\omega} + \beta^+ P_{n,t}^{\omega,up} + \beta^- P_{n,t}^{\omega,dn}) C_{n,t}^{ope,\omega} + \sum_{\omega=d,s} (P_{n,t}^{b,\omega} + \beta^+ P_{n,t}^{\omega,up} - \beta^- P_{n,t}^{\omega,dn}) H^\omega p_{gas} \quad (7)$$

式中： $P_{n,t}^{b,c}$ 、 $P_{n,t}^{b,d}$ 、 $P_{n,t}^{b,s}$ 分别为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的充电、放电和循环模式下的功率基点； β^+ 、 β^- 分别为单位调频容量在上、下调的过程中所消耗的平均能量； $P_{n,t}^{c,up}$ 、 $P_{n,t}^{c,dn}$ 分别为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的充电模式下预留的上、下调频容量； $P_{n,t}^{d,up}$ 、 $P_{n,t}^{d,dn}$ 分别为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的放电模式下预留的上、下调频容量； $P_{n,t}^{s,up}$ 、 $P_{n,t}^{s,dn}$ 分别为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的循环模式下预留的上、下调频容量； H^d 、 H^s 分别为 CAES 在放电和循环模式下的热耗率； p_{gas} 为天然气的价格； $C_{n,t}^{ope,c}$ 、 $C_{n,t}^{ope,d}$ 、 $C_{n,t}^{ope,s}$ 分别为充电、放电和循环模式的单位操作成本。

1.3 约束条件

1) 风电及 CAES 的功率基点约束。

$$0 \leq P_{n,t}^{w,en} \leq P_{n,t}^{w,a} \quad (8)$$

$$-P_{max}^b \leq P_{n,t}^{b,en} \leq P_{max}^b \quad (9)$$

式中： $P_{n,t}^{w,a}$ 为风电在第 n 个场景的第 t 个时段的最大出力； P_{max}^b 为 CAES 的额定功率容量。

2) 风电的上、下调频容量约束。

$$P_{n,t}^{w,up} = \min(P_{n,t}^{w,a} - P_{n,t}^{w,en}, R^w P_{max}^w) \quad (10)$$

$$P_{n,t}^{w,dn} = \min(P_{n,t}^{w,en}, R^w P_{max}^w) \quad (11)$$

式中： $P_{n,t}^{w,up}$ 、 $P_{n,t}^{w,dn}$ 分别为风电在第 n 个场景的第 t 个时段预留的上、下调频容量； R^w 为风电机组的爬坡率； P_{max}^w 为风电机组的额定功率容量。

3) CAES 的上、下调频容量约束。

$$P_{n,t}^{\omega,up} = \min\left(\frac{P_{n,t}^{b,\omega} - P_{n,t}^{b,\omega}}{N_{n,t}^\omega R^\omega P_{max}^b}\right), \omega = c, d, s \quad (12)$$

$$P_{n,t}^{\omega,dn} = \min\left(\frac{P_{n,t}^{b,\omega} + P_{n,t}^{b,\omega}}{N_{n,t}^\omega R^\omega P_{max}^b}\right), \omega = c, d, s \quad (13)$$

$$P_{n,t}^{b,up} = P_{n,t}^{c,up} + P_{n,t}^{d,up} + P_{n,t}^{s,up} \quad (14)$$

$$P_{n,t}^{b,dn} = P_{n,t}^{c,dn} + P_{n,t}^{d,dn} + P_{n,t}^{s,dn} \quad (15)$$

式中： $N_{n,t}^c$ 、 $N_{n,t}^d$ 和 $N_{n,t}^s$ 为二进制变量，分别代表 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段的充电、放电和循环模式的状态； R^c 、 R^d 、 R^s 分别为 CAES 在充电、放电和循环模式下的爬坡率； $P_{n,t}^{b,up}$ 、 $P_{n,t}^{b,dn}$ 分别为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段所预留的上、下调频容量。

需要注意的是，在每个场景的每个时段中，

CAES 只能工作在充电、放电或循环模式，具体约束如下。

$$N_{n,t}^c + N_{n,t}^d + N_{n,t}^s \leq 1 \quad (16)$$

4) 其他调频容量约束。

在任一场景下，任何时段的风电及 CAES 所预留的上、下调频容量之和应不小于该时段的调频容量申报量，具体约束如下。

$$P_{n,t}^{w,up} + P_{n,t}^{b,up} \geq C_t^{reg} \quad (17)$$

$$P_{n,t}^{w,dn} + P_{n,t}^{b,dn} \geq C_t^{reg} \quad (18)$$

5) CAES 的功率约束。

CAES 的功率基点由 3 种工作模式下的功率基点决定，具体约束如下。

$$P_{n,t}^{b,en} = P_{n,t}^{b,d} + P_{n,t}^{b,s} - P_{n,t}^{b,c} \quad (19)$$

3 种模式下的功率基点还应满足如下约束。

$$0 \leq P_{n,t}^{b,\omega} \leq N_{n,t}^{\omega} P_{max}^b, \quad \omega = c, d, s \quad (20)$$

6) CAES 的能量约束。

CAES 的能量水平应满足状态转移约束^[10, 26]，并且应该维持在其能量容量范围内。另外，为了保证 CAES 在次日的正常运行，还需限制运行日结束时的能量水平与初始值相等，具体描述如下。

$$E_{n,t} = E_{n,t-1} + E_t \left((P_{n,t}^{b,c} - P_{n,t}^{b,d}) \Delta t + \beta^- (P_{n,t}^{c,dn} + P_{n,t}^{d,dn}) - \beta^+ (P_{n,t}^{c,up} + P_{n,t}^{d,up}) \right), \quad \forall t > 1 \quad (21)$$

$$E_{min} \leq E_{n,t} \leq E_{max} \quad (22)$$

$$E_{n,T} = E_0 \quad (23)$$

式中： $E_{n,t}$ 为 CAES 在第 n 个场景的第 t 个时段储存的能量； E_t 为 CAES 将功率转换为能量的能量比； E_{max} 、 E_{min} 分别为 CAES 的最大、最小能量容量； E_0 为 CAES 的初始能量水平。

2 求解算法

上述风储联合投标模型在数学上是一个 SMIP 问题，已有的商业求解器难以在合理的时间内求解。为此，本文将描述为一个多阶段随机规划 (multi-stage stochastic programming, MSSP) 问题，并基于 SDDiP 算法进行求解。

2.1 多阶段随机规划问题

本文在马尔可夫决策过程 (Markov decision process, MDP) 的框架下，将上述风储联合投标模型描述为一个 MSSP 问题，具体如下。

$$\max_{(x_1, y_1) \in \chi_1(x_0, \xi_1)} f_1(x_1, y_1) + E \left[\max_{(x_2, y_2) \in \chi_2(x_1, \xi_2)} f_2(x_2, y_2) + E \left[\dots + E \left[\max_{(x_T, y_T) \in \chi_T(x_{T-1}, \xi_T)} f_T(x_T, y_T) \right] \right] \right] \quad (24)$$

式中： x_t 为第 t 个时段的状态变量，对应于 CAES 在第 t 个时段的能量水平 E_t ； y_t 为第 t 个时段的决策变量，包括能量市场申报量 $C_t^{en,da}$ 、调频容量申报量 C_t^{reg} 、风电的功率基点 $P_t^{w, en}$ 和 CAES 的功率基点 $P_t^{b, en}$ ； $f_t(x_t, y_t)$ 为第 t 个时段的收益函数； ξ_t 为用于描述第 t 个时段不确定性的随机变量，包括能量市场价格 $\pi_t^{en,da}$ 、调频里程价格 π_t^{reg} 和风电的最大出力 $P_t^{w,a}$ ，一般采用场景树进行建模^[25]； $\chi_t(x_{t-1}, \xi_t)$ 为 (x_t, y_t) 的可行域，由式 (8)–(23) 决定。

然而，MSSP 中的场景数量会随着时段的增加呈指数级增长，导致“维数灾”问题^[27]。因此，本文基于贝尔曼方程 (25) 将问题 (24) 分解成 T 个嵌套子问题，以实现时段之间的解耦，降低问题的复杂度。

$$V_{t-1}(x_{t-1}) = E \left[\max_{(x_t, y_t) \in \chi_t(x_{t-1}, \xi_t)} \{f_t(x_t, y_t) + V_t(x_t)\} \right] \quad (25)$$

式中： $V_t(x_t)$ 为值函数，反映当前时段的状态对后续时段的影响。

考虑到场景间的独立性，贝尔曼方程式 (25) 可按场景进一步分解为一系列子问题，每个场景下的值函数可表述为

$$v_{t-1}^j(x_{t-1}) = \max_{(x_t, y_t) \in \chi_t(x_{t-1}, \xi_t^j)} \{f_t(x_t, y_t) + V_t(x_t)\} \quad (26)$$

式中： ξ_t^j 为第 j 个场景的随机变量； $v_{t-1}^j(x_{t-1})$ 为第 j 个场景下的值函数。

2.2 随机对偶动态整数规划算法

根据贝尔曼最优性原理，上述子问题是否与原问题等价取决于值函数的准确性^[28]。然而，真实值函数是未知的，因此 SDDiP 算法通过拉格朗日割构造其近似值，并不断迭代更新以逼近真实值。拉格朗日割由对偶信息和截距信息构成。为了获取这些信息，需要求解拉格朗日对偶问题，如式 (27) 所示。

$$\min_{\lambda_t} \max_{x_t, y_t, z_t \in \chi_t(x_{t-1}, \xi_t^j)} f_t(x_t, y_t) + V_t(x_t) + \lambda_t(x_{t-1} - z_t) \quad (27)$$

式中： λ_t 为拉格朗日乘子； z_t 为辅助变量，用于构造松弛约束。

在求解问题式(27)后, 便可利用其最优解形成拉格朗日割式(28), 以构造近似值函数。

$$v_{t-1}^j(x_{t-1}) \leq f_t(x_t^*, y_t^*) + V_t(x_t^*) + \lambda_t^*(x_{t-1} - z_t^*) \quad (28)$$

式中 $(x_t^*, y_t^*, z_t^*, \lambda_t^*)$ 为问题式(27)的最优解。

然而, 由于子问题式(26)是一个非凸优化问题, 无法保证强对偶性, 由此生成的割平面也不能保证是紧的。为了保证强对偶性, 本文将状态变量 x_t 离散成二进制变量^[21], 具体如下。

$$x_t = \sum_{k=1}^K 2^{k-1} \tilde{x}_t^k \sigma \quad (29)$$

式中: 状态变量 $x_t \in [0, U]$; $\sigma \in (0, 1)$ 为离散误差; $K = \lceil \log_2(U/\sigma) \rceil + 1$; $\tilde{x}_t^k \in \{0, 1\}$ 为离散后的二进制状态变量。

经过上述离散化处理后, 子问题式(26)和拉格朗日对偶问题式(27)可重新表述为式(30)–(31)。

$$\begin{cases} \max_{\tilde{x}_t, y_t} f_t(\tilde{x}_t, y_t) + V_t(\tilde{x}_t) \\ \text{s.t. } (\tilde{x}_t, y_t) \in \chi_t(\tilde{x}_{t-1}, \xi_t^j) \\ \tilde{x}_t \in \{0, 1\}^K \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{cases} \min_{\lambda_t} \max_{\tilde{x}_t, y_t, z_t} f_t(\tilde{x}_t, y_t) + V_t(\tilde{x}_t) + \lambda_t^T(\tilde{x}_{t-1} - z_t) \\ \text{s.t. } (\tilde{x}_t, y_t, z_t) \in \chi_t(\tilde{x}_{t-1}, \xi_t^j) \\ \tilde{x}_t \in \{0, 1\}^K, z_t \in [0, 1]^K \end{cases} \quad (31)$$

式中: λ_t 为由拉格朗日乘子组成的矢量; $\tilde{x}_t$ 为二进制状态变量; z_t 为辅助变量。

最后, 求解问题式(31), 并利用其最优解生成拉格朗日割为:

$$v_{t-1}^j(\tilde{x}_{t-1}) \leq f_t(\tilde{x}_t^*, y_t^*) + V_t(\tilde{x}_t^*) + \lambda_t^{*T}(\tilde{x}_{t-1} - z_t^*) \quad (32)$$

式中 $(\tilde{x}_t^*, y_t^*, z_t^*, \lambda_t^*)$ 为式(31)的最优解。

为不断逼近真实的值函数, 需要不断地添加拉格朗日割以更新近似值函数, 详细流程如表 1 所示。

2.3 水平束方法

拉格朗日对偶问题式(31)是一个非光滑凸优化问题, 常用的求解方法为次梯度法, 但该方法存在求解速度较慢的缺点。为了提高求解效率, 本文采用水平束方法来求解问题式(31)。水平束方法的基本思想是利用多面体模型近似原始目标函数, 并以多面体模型的水平集为约束更新迭代点, 使其不断逼近最优解, 其具体步骤如下。

为方便起见, 首先将问题式(31)表述为:

表 1 SDDiP 算法流程

Tab. 1 Flowchart of SDDiP algorithm

算法 1

- 1: 初始化: 迭代次数 $i=1$, 收敛阈值为 ε ;
- 2: 采样 N 个场景;
- 3: for $n=1, \dots, N$
- 4: for $t=1, \dots, T$
- 5: 求解子问题式(30);
- 6: 收集子问题的解 $(\tilde{x}_t^*, y_t^*)$
- 7: end for
- 8: 计算 $u^n = \sum_{t=1}^T f_t(\tilde{x}_t^*, y_t^*)$;
- 9: end for
- 10: 计算 $\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u^n$ 以及 $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (u^n - \hat{\mu})^2$
- 11: 计算上界 $U_B = \hat{\mu} + z_{\alpha/2} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{N}}$
- 12: for $t=T, \dots, 2$
- 13: for $n=1, \dots, N$
- 14: for $j=1, \dots, M_t$
- 15: 求解拉格朗日对偶问题式(31)并记录其最优解;
- 16: 生成式(32)中的拉格朗日割, 并添加到 $t-1$ 阶段;
- 17: end for
- 18: end for
- 19: end for
- 20: 求解第一个阶段的子问题式(30), 并将其最优值作为下界 L_B ;
- 21: 若 $|U_B - L_B| < \varepsilon |L_B|$, 则停止迭代; 否则, 令 $i=i+1$, 并返回步骤 2。

$$L^* = \min_{\lambda_t \in \mathbb{R}^K} L(\lambda_t) \quad (33)$$

式中: $L(\lambda_t) = \max_{\tilde{x}_t, y_t, z_t} f_t(\tilde{x}_t, y_t) + V_t(\tilde{x}_t) + \lambda_t^T(\tilde{x}_{t-1} - z_t)$; L^* 为最优值。

然后, 在每次迭代中, 利用次梯度信息构建原始目标的多面体模型 $\hat{L}^k(\lambda_t)$ 为

$$\hat{L}^k(\lambda_t) = \max_{j \in J_k} \{L(\lambda_t^j) + \langle g^j, \lambda_t - \lambda_t^j \rangle\} \quad (34)$$

式中: k 为迭代次数; $J_k = \{1, 2, \dots, k\}$ 为迭代指标集合; λ_t^j 、 g^j 分别为第 j 个迭代点与其次梯度信息。

再次, 根据当前多面体模型 $\hat{L}^k(\lambda_t)$ 构造其水平集 Γ_{lev}^k , 具体如下。

$$\Gamma_{\text{lev}}^k = \{\lambda_t \in \mathbb{R}^K : \hat{L}^k(\lambda_t) \leq L_{\text{lev}}^k\} \quad (35)$$

$$L_{\text{lev}}^k = \alpha L_{\text{low}}^k + (1 - \alpha) L_{\text{up}}^k \quad (36)$$

式中: L_{lev}^k 为第 k 次迭代的水平值; L_{up}^k 、 L_{low}^k 分别为第 k 次迭代时 L^* 的上界和下界。

上述水平集 Γ_{lev}^k 可能是空集或者非空集, 需要分类处理。当 $\Gamma_{\text{lev}}^k \neq \emptyset$ 时, 水平集 Γ_{lev}^k 定义了一个

可行集,通过式(37)在该可行集内生成新的迭代点,以逐步逼近最优解。

$$\lambda_i^{k+1} = \arg \min_{\lambda_i \in \Gamma_{lev}^k} \frac{1}{2} \|\lambda_i - \lambda_i^k\|^2 \quad (37)$$

而当 $\Gamma_{lev}^k \neq \emptyset$ 时,有 $L^* \geq L_{lev}^k$,说明下界过于保守,此时需要更新下界为最新的水平值,具体如下。

$$L_{low}^{k+1} = L_{lev}^k \quad (38)$$

最后,根据式(39)更新上界,以使其不断地向下界靠拢,直到上界和下界之间的间隙小于给定的阈值。

$$L_{up}^{k+1} = \min_{j \in \{1, 2, \dots, k+1\}} L(\lambda_j^i) \quad (39)$$

基于水平束方法的拉格朗日对偶问题求解流程如表 2 所示。

表 2 水平束方法流程

Tab. 2 Flowchart of horizontal bundle method

算法 2

- 1: 初始化:迭代次数 $k=1$,初始下界为 L_{low}^1 ,收敛阈值为 ε_{lev} ;
- 2: 根据式(34)构建多面体模型;
- 3: 根据式(39)更新上界 L_{up}^k ;
- 4: 根据式(36)更新水平值 L_{lev}^k ;
- 5: 通过式(35)生成水平集 Γ_{lev}^k ,若 $\Gamma_{lev}^k \neq \emptyset$,则转至步骤 6;否则,根据式(38)更新下界 L_{low}^k ,并转至步骤 7;
- 6: 求解问题式(37),得到下一个迭代点;
- 7: 若 $|L_{up}^k - L_{low}^k| \leq \varepsilon_{lev} |L_{low}^k|$,则停止迭代;否则,令 $k=k+1$,并返回步骤 2。

3 算例分析

3.1 基础数据

本文设置风电场的容量为 80 MW, CAES 的功率容量为 10 MW,并具备 2 h 的完全放电能力。使它们联合参与能量市场及调频市场投标,并利用 PJM 电力市场某日的数据进行复盘分析,如图 2 所示。

风电场的预测出力见图 3; CAES 的爬坡率参数见文献[9],热耗率、能量比参数见文献[10],充电和放电模式的操作成本系数均为 34.8 元/MWh,循环模式的操作成本系数为 69.6 元/MWh;天然气价格为 110 元/GJ;风储电站的调频性能指标 K^{perf} 和调频里程比 γ 见文献[24];单位调频容量对应的上、下调能量损耗系数 β^+ 、 β^- 根据 PJM 电力市场某小时的真实调频信号计算得到,详见图 4;风储电站实时功率基点与日前投标量之间偏差的惩罚系数 ρ 设为 $0.1^{[24]}$ 。

本文所有的仿真分析均在 MATLAB 和 GAMS

平台上编程实现,并在 Intel Core-i7-11700F@2.5 GHz、内存为 16 GB 的环境下运行。

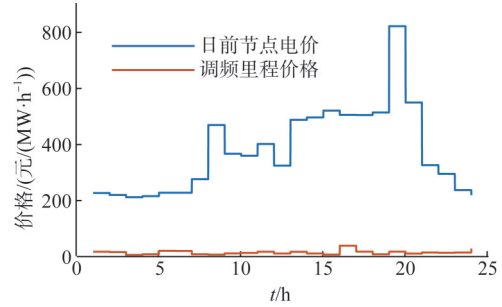


图 2 预测电价

Fig. 2 Forecast electricity prices

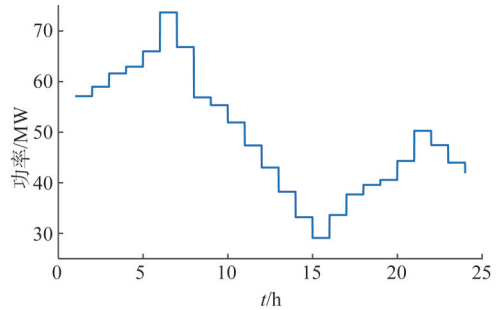


图 3 风电预测出力

Fig. 3 Forecast output of wind power

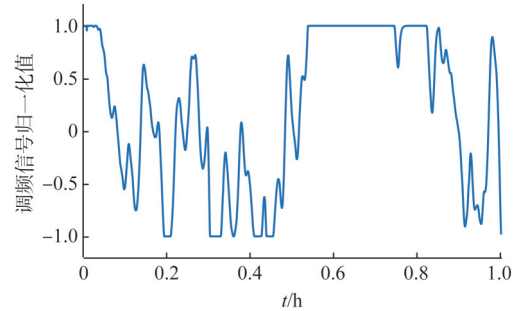


图 4 历史调频信号

Fig. 4 Historical regulation signal

3.2 算法性能测试

为了验证本文算法的性能,分别在确定性和随机性情况下进行仿真分析。

3.2.1 确定性算例

在确定性情况下先调用商业求解器 CPLEX、BARON 对所提模型进行求解,得到风储联合投标收益,再以此为基准分析本文算法的准确性。在本算例中,电力市场价格和风电出力采用如图 2、3 所示的预测曲线, SDDiP 算法和水平束方法的收敛阈值分别设置为 0.1% 和 0.01%。

求解结果如表 3 所示。从表 3 可见, 与商业求解器相比, 本文算法的求解误差仅为 0.002 5%, 说明其具有较高的求解精度, 能够给出近似最优的风储联合投标策略。另外, 本文算法的收敛间隙仅为 0.003%, 收敛性较好。

表 3 确定性情况下的求解结果
Tab. 3 Solution results in deterministic case

求解方法	收益/元	精度/%	收敛间隙/%	时间/s
CPLEX	491 265. 323			0. 032
BARON	491 265. 323			0. 250
SDDiP	491 253. 064	0. 002 5	0. 003	19. 745

3. 2. 2 随机性算例

在随机环境下, 由于“维数灾”问题导致商业求解器无法直接求解所提模型。因此, 在本算例中仅采用所提方法进行求解。为了表征电力市场价格与风电出力的不确定性, 本文通过蒙特卡洛随机采样生成了每个时段具有 10 个场景的场景树。在本算例中, 算法参数设置与确定性算例相似。算例结果展示于图 5 和表 4—5 中。

从表 4 中可知, 本文算法能在合理的时间内求解所提风储联合投标模型。从图 5 中可知, 风储电站预留了较大容量作为调频容量, 以获取更大的收益。同时, 为了预留功率以跟踪调频指令, 风电的功率基点远小于风电的最大出力, 且随风电出力变化而相应改变。此外, 在能量市场价格较低的时段, CAES 的功率基点为负, 这是由于 CAES 在跟踪调频指令的过程中存在一定的能量损耗, 需要在能量市场中进行补充以维持其能量水平。进一步地, 结合表 5 可知, 在时段 8—21 期间, CAES 工作在循环模式, 通过天然气发电以在能量市场售电。这是由于此时能量市场价格较高, CAES 在循环模式下售电和调频的总收益超过了其它两种模式下的收益, 说明循环模式能够提高 CAES 的经济效益。

表 4 随机性情况下的求解结果
Tab. 4 Solution results in stochastic case

求解方法	收益/元	时间/s
SDDiP	490 796. 677	205. 532

3. 3 收益敏感性分析

3. 3. 1 不同投标模式的效益分析

为了验证所提风储联合投标方法的有效性, 本

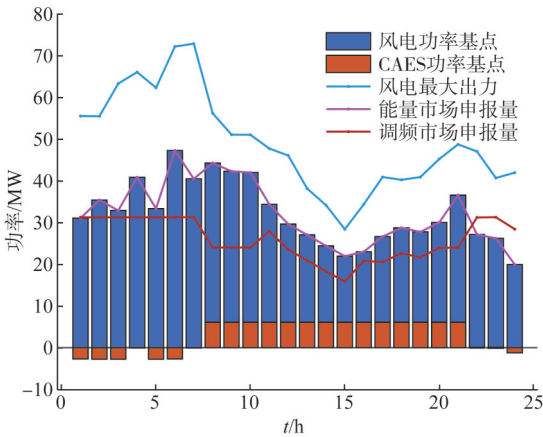


图 5 风储联合投标策略

Fig. 5 Bidding strategies of the wind-storage system

表 5 CAES 的运行模式
Tab. 5 Operational modes of CAES

时段	N^c	N^d	N^s	时段	N^c	N^d	N^s
1	1	0	0	13	0	0	1
2	1	0	0	14	0	0	1
3	1	0	0	15	0	0	1
4	1	0	0	16	0	0	1
5	1	0	0	17	0	0	1
6	1	0	0	18	0	0	1
7	1	0	0	19	0	0	1
8	0	0	1	20	0	0	1
9	0	0	1	21	0	0	1
10	0	0	1	22	1	0	0
11	0	0	1	23	1	0	0
12	0	0	1	24	1	0	0

文分别在风储联合投标、风电单独投标和 CAES 单独投标 3 种情况下进行仿真。其中, 在 CAES 单独投标时将所有与风电相关的参数均设为 0; 在风电单独投标时将所有与 CAES 相关的参数均设为 0, 调频性能指标设为 0.8。仿真结果如表 6 所示。其中, 风储联合投标与风电单独投标的收益之差被定义为 CAES 带来的额外收益(下文简称为额外收益)。

从表 6 可见, 风储联合投标模式下调频容量申报量小于风电和 CAES 单独投标的调频容量申报量之和。这是由于 CAES 的运行成本相对较高, 在某些调频里程价格较低的时段, 其直接参与调频市场的收益较低。相反, 若利用 CAES 的上调容量代替风电的部分上调容量, 让风电运行在更高的功率基点, 虽减少了调频容量申报量, 但可以增加能量市

场的收益,从而提高风储电站的总收益。这说明风储联合投标可以通过风电和CAES的协调互补,提高整体收益。

表 6 不同投标模式的求解结果

Tab. 6 Solution results of different bidding modes

投标模式	日收益/元	能量市场收益/元	调频市场收益/元	调频容量申报量/MW	储能运行成本/元
风储联合投标	490 796.677	274 701.292	235 713.433	618.576	19 618.048
风电单独投标	425 142.322	223 840.339	201 301.983	522.506	0
额外收益	65 654.355	50 860.953	34 411.450	96.070	19 618.048
CAES单独投标	61 776.619	33 645.223	48 354.548	132.244	20 223.153

3.3.2 电价对收益的影响分析

1) 电价水平对收益的影响分析

为了研究电价水平对风储电站收益的影响,将电价数据乘以比率 ω_1 后,求解风储联合投标时CAES带来的额外收益以及CAES单独投标时的收益。其中, ω_1 在 $[0.5, 1.5]$ 区间内进行调整。仿真结果如图6所示。

从图中可见,在风储联合投标以及CAES单独投标两种模式下,CAES带来的收益总体上随电价的增高而增大。此外,在各种电价水平下,风储联合投标时CAES带来的额外收益均优于CAES单独投标时的收益。这说明在风储联合投标模式中,CAES在各种电价水平下均能获得较好的经济效益,并且该经济效益随着电价的升高而逐渐增大。

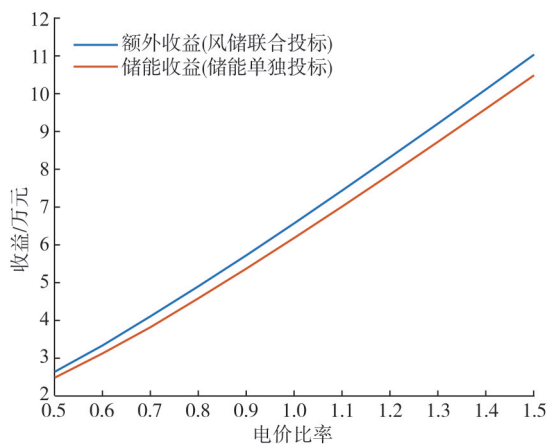


图 6 不同电价水平下的收益情况

Fig. 6 Incomes at different electricity price levels

2) 电价波动情况对收益的影响分析

为了研究电价波动情况对风储电站收益的影响,本文设置了全天平价和尖峰时段负价两种情况,采用所提方法分别进行求解。电价波动情况如图7所示,仿真结果见图8—9和表7。

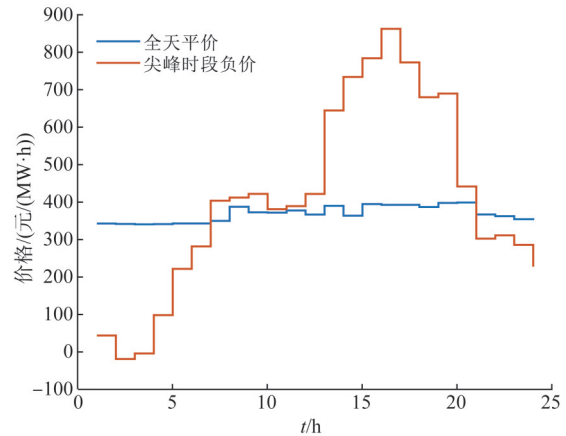


图 7 不同波动情况下的电价曲线

Fig. 7 Electricity price curves under different fluctuation conditions

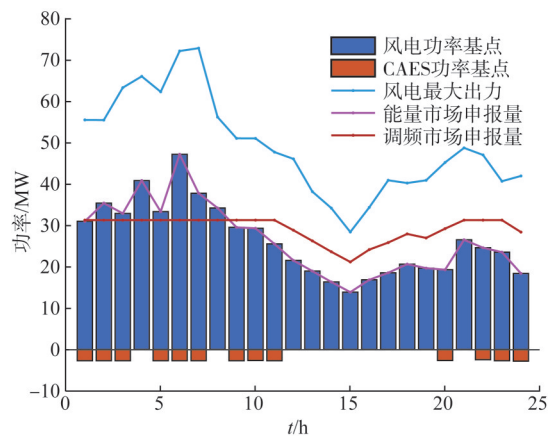


图 8 全天平价情况下的投标策略

Fig. 8 Bidding strategies with stable electricity price

从表7可见,电价波动情况对CAES策略的影响较大。在全天平价的情况下CAES仅在能量市场中充电以补充调频市场的能量损耗,这是因为此时峰谷价差较小CAES无法进行套利。而在尖峰时段负价的情况下CAES会在负价时段大量充电并在高价时段放电,以实现峰谷套利,增加风储电站的能量市场收益。同时,这种峰谷套利的行为也会在一定程度上减少CAES的可用调频容量,致使其调频收益降低。但总体而言,在尖峰时段负价的情况下,风储联合可以获取更大的收益。

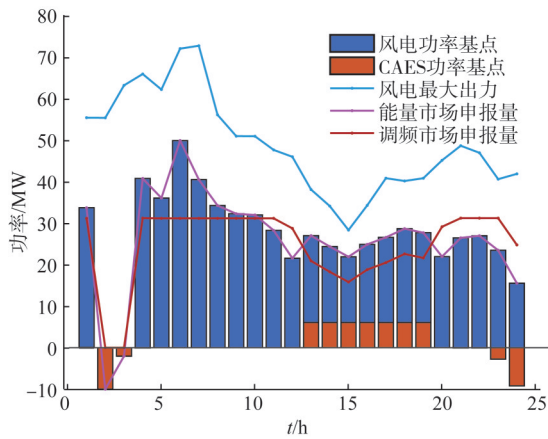


图9 尖峰时段负价情况下的投标策略
Fig. 9 Bidding strategies with negative price during peak hours

表 7 不同电价波动情况下的收益

Tab. 7 Income under different fluctuation conditions of price

电价波动情况	总收益/元	能量市场收益/元	调频市场收益/元	调频容量申报量/MW
全天平价	495 420. 167	227 267. 163	274 224. 919	693. 869
尖峰时段负价	513 242. 896	269 271. 600	260 288. 972	594. 966

3.3.3 循环模式对收益的影响分析

为了分析不同运行成本参数下循环模式对风储联合投标收益的影响, 将CAES的运行成本参数乘以比率 ω_2 , 再分别求解有/无循环模式时风储联合投标的额外收益。其中, ω_2 在 $[0.5, 1.5]$ 区间内进行调整。仿真结果见图10。

从图10中可见, 在各种运行成本水平下考虑循环模式时风储电站均能获得更高的额外收益。这是由于在能量市场价格较高的时段, CAES可以工作在循环模式, 利用天然气发电以获得更高的能量市场收益。此外, 当运行成本逐渐降低时CAES在循环模式下发电的利润升高, 从而带来更高的额外收益。

3.3.4 风电出力波动情况对收益的影响分析

为了研究风电出力波动情况对风储电站收益的影响, 本文设置了全天出力平缓 and 尖峰时段出力较大两种情况, 采用所提方法分别进行求解。风电出力波动情况如图11所示, 仿真结果见图12—13和表8。

从表8中可见, 风电出力波动情况对调频市场收益的影响较大。这是因为, 在尖峰时段出力较大的情况下, 风电的调频能力受限, 其可用调频容量减少, 导致风储电站的调频收益降低。相对而言,

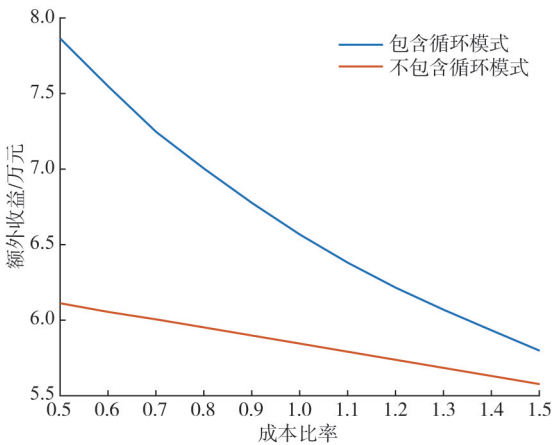


图10 不同运行成本水平下的收益情况
Fig. 10 Incomes at different operational cost levels

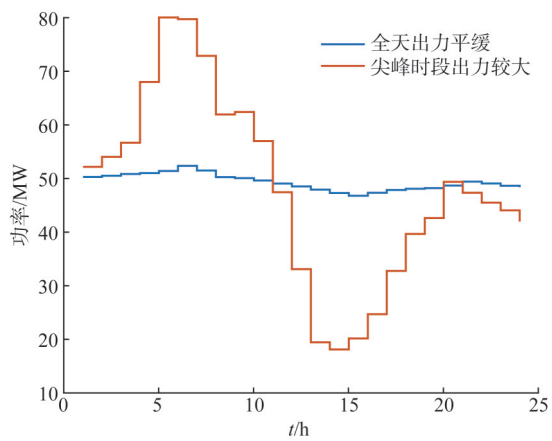


图11 不同波动情况下的风电出力曲线
Fig. 11 Wind power output curves under different fluctuation conditions

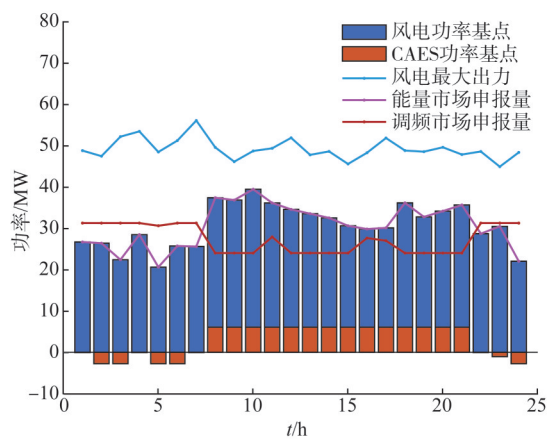


图12 全天出力平缓情况下的投标策略
Fig. 12 Bidding strategies with flat wind power output

能量市场收益受风电出力波动情况的影响较小。其原因在于, 风电在两种出力波动情况下的全天平均

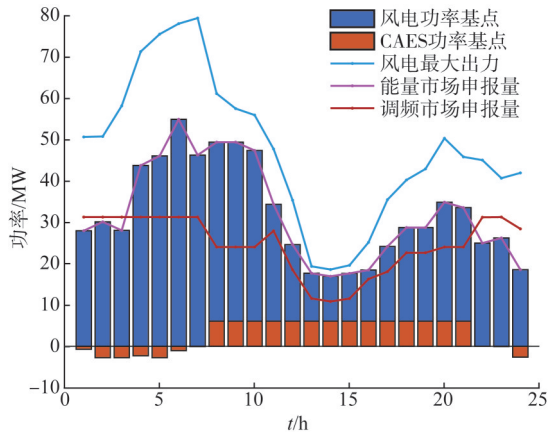


图 13 尖峰时段出力较大情况下的投标策略

Fig. 13 Bidding strategies with high output during peak hours

表 8 不同风电出力波动情况下的收益

Tab. 8 Incomes under different fluctuation conditions of wind power output

风电出力波动情况	总收益/元	能量市场收益/元	调频市场收益/元	调频容量申报量/MW
全天出力平缓	516 179. 450	280 294. 947	255 742. 408	655. 835
尖峰时段出力较大	471 577. 784	272 289. 515	219 116. 776	584. 410

出力相近, 导致其在能量市场中的总申报量也相近; 而 CAES 主要受价格曲线的影响, 无论风电出力如何波动, 其在能量市场中的投标策略和收益基本一致。

4 结论

本文建立了一个风电和 CAES 联合参与能量和调频市场的投标模型, 并引入 SDDiP 算法进行求解, 得到主要结论如下。

1) SDDiP 算法能够有效地解决所提模型的随机性和整数变量问题, 可以在合理的时间内得到近似最优的投标策略。

2) 风储联合投标可以充分发挥风电和 CAES 的互补特性, 提高了调频性能指标, 并增加了能量市场的投标量, 进而获得更高的整体收益。

3) 在各种电价水平下, 风储联合投标的额外收益均优于 CAES 单独投标的收益, 说明风储联合投标的商业运营模式有利于提高 CAES 的经济效益。

4) CAES 的循环模式为风储电站带来了更高的收益, 而且随着 CAES 运行成本的进一步降低, 该增益将会逐渐增大。

参考文献

- [1] 崔达, 史沛然, 陈启鑫. 风电参与能量—调频联合市场的优化策略[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(13): 5–12.
CUI Da, SHI Peiran, CHEN Qixin. Optimal strategy for wind power bidding in energy and frequency regulation markets[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(13): 5–12.
- [2] 程建东, 赵浩然, 韩明哲. 市场机制下推动风电参与电力市场的实践总结与启示[J]. 电网技术, 2022, 46(7): 2619–2631.
CHENG Jiandong, ZHAO Haoran, HAN Mingzhe. Practice summary and enlightenment of promoting wind power to participate in power market under market mechanism[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2619–2631.
- [3] 赵宗政, 刘一欣, 郭力. 基于剩余需求曲线的风电-储能一体化电站投标决策方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 99–108.
ZHAO Zongzheng, LIU Yixin, GUO Li. Bidding decision-making method of wind power-energy storage integrated station based on residual demand curve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 99–108.
- [4] 颜宇飞, 唐早, 刘友波. 双重不确定性下考虑风险偏好的风储系统日前报量策略[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 1078–1088.
YAN Yufei, TANG Zao, LIU Youbo. Day-ahead bidding strategy of combined wind storage system considering risk preference under dual uncertainties[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1078–1088.
- [5] 刘扬波, 陈俊生, 李全蛟, 等. 海上风电水下压缩空气储能系统运行及变工况分析[J]. 南方电网技术, 2022, 16(4): 50–59.
LIU Yangbo, CHEN Junsheng, LI Quanjiao, et al. Operation and varying load analysis of offshore wind-underwater compressed air energy storage system[J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(4): 50–59.
- [6] 汪康康, 孙昕炜, 周波, 等. 基于压缩空气储能附加阻尼控制的电力系统低频振荡抑制策略[J]. 中国电力, 2023, 56(10): 115–123.
WANG Kangkang, SUN Xinwei, ZHOU Bo, et al. Low-frequency oscillation suppression strategy for power system based on supplementary damping control of compressed air energy storage[J]. Electric Power, 2023, 56(10): 115–123.
- [7] 孙晓霞, 桂中华, 张新敬. 压缩空气储能与可再生能源耦合研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(23): 9224–9241.
SUN Xiaoxia, GUI Zhonghua, ZHANG Xinjing. Research progress on compressed air energy storage coupled with renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 43(23): 9224–9241.
- [8] SHAFIEE S, ZAREIPOUR H, KNIGHT A M. Risk-constrained bidding and offering strategy for a merchant compressed air energy storage plant[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016: 1–1.
- [9] KHATAMI R, OIKONOMOU K, PARVANIA M. Look-ahead optimal participation of compressed air energy storage in day-ahead and real-time markets[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(2): 682–692.
- [10] GHAVIDEL S, GHADI M J, AZIZIVAHED A. Risk-

- constrained bidding strategy for a joint operation of wind power and CAES aggregators [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(1): 457 – 466.
- [11] NOUROLLAHI R, MOHAMMADI-IVATLOO B, ZARE K. Hybrid stochastic/robust offering strategy for coordinated wind power and compressed air energy storage in multielectricity markets [J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(1): 977 – 984.
- [12] MONTOYA-BUENO S, MUNOZ J I, CONTRERAS J. A stochastic investment model for renewable generation in distribution systems [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(4): 1466 – 1474.
- [13] GIL E, ARAVENA I, CARDENAS R. Generation capacity expansion planning under hydro uncertainty using stochastic mixed integer programming and scenario reduction [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(4): 1838 – 1847.
- [14] AGHAEI J, KARAMI M, MUTTAQI K M. MIP-based stochastic security-constrained daily hydrothermal generation scheduling [J]. IEEE Systems Journal, 2015, 9(2): 615 – 628.
- [15] WU H, SHAHIDEHPOUR M. Stochastic SCUC solution with variable wind energy using constrained ordinal optimization [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2014, 5(2): 379 – 388.
- [16] KWON S, NTAIMO L, GAUTAM N. Optimal day-ahead power procurement with renewable energy and demand response [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3924 – 3933.
- [17] 姜欣, 陈红坤, 熊虎. 基于预测误差不确定性的规模化间歇式电源机组组合研究 [J]. 电网技术, 2014, 38(9): 2455 – 2460.
- JIANG Xin, CHEN Hongkun, XIONG Hu. A prediction error uncertainty based day-ahead unit commitment of large-scale intermittent power generation [J]. Power System Technology, 2014, 38(9): 2455 – 2460.
- [18] 吴小珊, 张步涵, 袁小明. 求解含风电场的电力系统机组组合问题的改进量子离散粒子群优化方法 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 45 – 52.
- WU Xiaoshan, ZHANG Buhan, YUAN Xiaoming. Solutions to unit commitment problems in power systems with wind farms using advanced quantum-inspired binary PSO [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 45 – 52.
- [19] 孙元章, 吴俊, 李国杰. 基于风速预测和随机规划的含风电场电力系统动态经济调度 [J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 41 – 47.
- SUN Yuanzhang, WU Jun, LI Guojie. Dynamic economic dispatch considering wind power penetration based on wind speed forecasting and stochastic programming [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(4): 41 – 47.
- [20] PAPAVALIOU A, MOU Y, CAMBIER L. Application of stochastic dual dynamic programming to the real-time dispatch of storage under renewable supply uncertainty [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(2): 547 – 558.
- [21] DING T, ZHANG X, LU R. Multi-stage distributionally robust stochastic dual dynamic programming to multi-period economic dispatch with virtual energy storage [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(1): 146 – 158.
- [22] AASLID P, KOPAS M, BELSNES M M. Stochastic optimization of microgrid operation with renewable generation and energy storages [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(3): 1481 – 1491.
- [23] ZOU J, AHMED S, SUN X A. Stochastic dual dynamic integer programming [J]. Mathematical Programming, 2019, 175(1–2): 461 – 502.
- [24] HE G, CHEN Q, KANG C. Cooperation of wind power and battery storage to provide frequency regulation in power markets [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3559 – 3568.
- [25] DRURY E, DENHOLM P, SIOSHANSI R. The value of compressed air energy storage in energy and reserve markets [J]. Energy, 2011, 36(8): 4959 – 4973.
- [26] HE G, CHEN Q, KANG C. Optimal bidding strategy of battery storage in power markets considering performance-based regulation and battery cycle life [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5): 2359 – 2367.
- [27] LU R, DING T, QIN B. Multi-stage stochastic programming to joint economic dispatch for energy and reserve with uncertain renewable energy [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(3): 1140 – 1151.
- [28] ZHU J, MO X, XIA Y. Fully-decentralized optimal power flow of multi-area power systems based on parallel dual dynamic programming [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(2): 927 – 941.

收稿日期: 2023-06-06; 网络首发日期: 2024-04-17

作者简介:

刘嘉逊(1988), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电力市场、电力金融衍生品, 29416367@qq.com;

吴锐冰(2001), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统优化和电力市场, wuruibing200@163.com;

朱建全(1982), 男, 通信作者, 副教授, 博士, 研究方向为电力系统建模、分析与优化及电力市场, zhujianquan@scut.edu.cn.