

容量电价下电-碳市场多智能体两阶段市场操纵行为仿真

杨宣¹, 苏珈^{1,2}, 杜欣慧¹, 梁淦¹, 钱帅帅¹, 于昊扬¹

(1. 太原理工大学电气与动力工程学院, 太原 030024; 2. 煤电清洁智能控制教育部重点实验室(太原理工大学), 太原 030024)

摘要: 在新型电力系统的背景下, 传统发电厂商或许会借助市场机制行使市场力, 以获取额外收益。为防范发电商可能采取的各类市场操纵策略, 从监管视角提出了一种综合考量多种市场行为的策略仿真模型, 用以模拟发电商的行为。首先, 剖析了碳背景下多侧市场的耦合关系, 并依据市场机制分析了可能影响市场出清的因素。其次, 鉴于单一行为存在的不足, 全面考虑发电商可能实施的多种操纵手段, 涵盖容量、价格申报以及串谋行为, 构建双层竞价模型, 分别为发电商决策层和市场出清层。然后, 鉴于决策变量包含离散和连续两种类型, 采用 DDQN 和 TD3 算法相结合的方式分别求解串谋意向和信息申报的两阶段动作决策问题, 模拟各发电商策略的演化进程。仿真结果表明, 在多侧耦合的市场环境中, 发电商会倾向于与具备竞价优势的个体强强联合, 实现暗中串谋, 形成联盟并操纵电价及容量, 从而降低市场效率。同时还发现, 合理的市场机制能够在一定程度上减少容量持留现象, 缓解市场力, 可为市场监管提供一定的参考价值。

关键词: 竞价策略; 串谋行为; 深度强化学习; 容量电价; 多智能体

Simulation of Multi-Agent Two-Stage Market Manipulation Behavior in the Electricity-Carbon Market Under Capacity Pricing

YANG Xuan¹, SU Jia^{1,2}, DU Xinhui¹, LIANG Gan¹, QIAN Shuaishuai¹, YU Haoyang¹

(1. School of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Key Laboratory of Clean and Intelligent Control of Coal-Fired Power Generation, Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Under the backdrop of the new power system, traditional generation companies may leverage market mechanisms to exercise market power and gain additional profits. To prevent potential market manipulation strategies by generators, from a regulatory perspective, a comprehensive strategy simulation model considering multiple market behaviors is proposed to simulate the behavior of power generators. Firstly, the coupling relationships of multi-side markets in the carbon context are analyzed, and factors potentially influencing market clearing are examined based on market mechanisms. Secondly, recognizing the limitations of single behaviors, the model holistically considers various manipulation tactics generators might employ, including capacity withholding, price bidding, and collusion. A dual-layer bidding model is constructed, consisting of the generator decision-making layer and the market clearing layer. Then, given that decision variables include both discrete and continuous types, a hybrid approach combining DDQN and TD3 algorithms is adopted to solve the two-stage action decision problem involving collusion intentions and information bidding, simulating the evolution of each generator's strategy. Simulation results reveal that in a multi-side coupled market environment, generators tend to form strong alliances with competitors possessing bidding advantages, enabling tacit collusion to manipulate electricity prices and capacity, thereby reducing market efficiency. Additionally, it is found that reasonable market mechanisms can partially mitigate capacity withholding and alleviate market power, offering valuable insights for market regulation.

Key words: bidding strategy; collusive behavior; deep reinforcement learning; capacity pricing; multi-agent

0 引言

在碳中和的目标下市场交易体系和交易品种繁多,未来各类交易品种交织关联,这将导致电力市场操纵行为日益复杂^[1],如何识别和防范市场主体的市场操纵行为成为监管机构面临的重要问题之一。

对于发电商,一方面,随着可再生能源渗透率的提升,火电的装机和发电占比逐年缩小^[2-5],逐渐压缩其发电利润。另一方面,电碳耦合市场已成为趋势,碳交易的推进会影响到火电机组的成本与市场出清^[6-8]。而在市场建设初期各种体制尚不完善,发电商可能通过策略性手段行使市场力来影响正常交易。运营方需要掌握市场出清结果形成原因,以便更好地分析市场运营细节并维持市场稳定运行^[9-11]。因此如何模拟发电商的市场行为、分析其行为规律是目前值得研究的重要问题。

随着《关于建立煤电容量电价机制的通知(2023)》^[12]与《碳排放权交易管理暂行条例(2024)》^[13]的发布,相关研究也引起了广泛关注。电力市场和碳市场虽然独立运行,但在价格上存在传导效应,文献[14]分析了电力市场与碳市场之间的交互机理,总结了耦合交易的研究现状。文献[15]通过研究西班牙电力市场发现碳排放成本几乎完全转嫁到电价上,碳价对电价的传导率超过80%。文献[16]基于3种碳市场情景构建了考虑碳排放成本的煤电现货市场竞争模型,发现出清电价随碳市场的完善程度升高。

文献[17-18]关注了中长期交易尺度下的电碳市场竞争策略,并分别考虑了竞价主体的锚定效应以及碳排放量和碳配额余量偏差的自动修正,以降低决策偏差来提高利润。文献[19]分析了寡头市场下发电商在电碳市场的竞价行为,拥有市场力的发电商策略性行为会同时抬高电价与碳价,并且竞争越不充分,上涨幅度越大。文献[20]根据发电商市场地位不对称性提出寡头博弈模型,研究市场份额偏好参数对市场均衡的影响,偏好份额的发电商会

相较偏好利润的发电商降低报价、提高份额,从而保证自身竞争力。文献[21]使用推测变差系数刻画垄断环境下各市场主体的策略性行为及如何行使市场力,发现碳排放权价格与发电成本、碳配额大致呈负相关,碳交易机制的加入对减排有正向激励作用。新型电力系统中,文献[22]通过研究不同火电容量电价对出清价格的影响,得出容量电价有利于火电成本回收、降低电能量市场出清价格的结论。

根据市场主体的数量,其操纵价格的行为可分为独立竞价^[23-24]与合谋竞价^[25-27]两种。独立竞价以自身收益最大化为目标进行决策。文献[28]构建了考虑机组分段式报价与报量组合申报的双层模型,并基于K-Medoids聚类方法与深度神经网络构建了竞价环境,探究竞价行为。文献[24]以电碳耦合的现货市场为背景,构建发电侧竞价下的纳什-斯塔克伯格博弈数学模型,发现隶属于同一集团的机组可能以共同利益为目标进行串谋。文献[25]通过调整深度学习的折扣因子 γ 来研究发电商在不同串谋默契程度下的策略。文献[26]针对发售电一体化集团建立合谋模型,利用轻微利他效用,研究了不同利他倾向和发售侧不同利润占比下的报价行为,考察了不同成员的利他属性对合谋策略的影响。文献[27]提出了发电机组可能利用其运行灵活性,通过谎报运行参数联合其他机组进行串谋,以提高联合收益。

关于市场主体竞价行为的研究,目前主要有基于博弈论和基于智能算法的分析方法,其中,文献[29]建立了两群体三策略演化博弈模型,能够分析两种发电群体在九种策略组合下的动态演化过程,推导市场均衡状态,然而,此方法在主体增多或策略行为增多时难以建立模型进行求解。文献[30]提出了一种基于双层粒子群算法的求解思路,以提高收敛性。这类算法求解时需要获取其他主体的申报数据、市场出清信息,以进行迭代优化,但这类全局信息在实际中往往难以获取,与实际情况相悖。随着人工智能的发展,有学者采用基于非完全信息决策的深度强化学习来研究市场主体的竞价行为。如文献[31]将深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)方法与优先经验重放机制(prioritized experience replay, PER)相结合。文献[32]将离散化与Dyna结构引入智能算法中,在不完全信息条件下提高求解性能。文献

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52307130);山西省青年科学基金资助项目(202303021212058)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52307130); the Science Foundation for Youths of Shanxi Province (202303021212058)。

[33]为求解竞价问题中存在的多维离散与连续决策量构成的混合动作空间问题,将竞争深度Q网络算法(dueling-DQN)与柔性决策-评价算法结合,形成两阶段算法进行求解。文献[34]将DDPG置于多智能体(multi-agent, MA)系统下,得到MADDPG多代理模型,以提高智能体在多代理环境中的策略优化能力。

综上,为实现对发电商策略性行为的模拟,本文提出了一种基于深度强化学习的发电商市场操纵行为仿真方法。首先分析了新型电力系统背景下多侧市场的耦合关系,根据市场机制分析可能影响市场出清的因素。其次本文针对单一策略的不足,考虑了多种可能实施的操纵手段,包括容量和价格申报以及串谋的行为,建立双层竞价模型,分别为发电商决策层和市场出清层。然后,考虑到决策变量为离散和连续两种不同类型,使用深度强化学习算法将DDQN和TD3算法结合分别求解两阶段的智能体动作决策问题,模拟各发电商策略的演化过程。最后结合算例验证了模型的有效性,分析了发电商的申报行为、利润变化,为市场操纵行为的监管提供一定参考价值。

1 多侧市场耦合机理

1.1 电-碳市场框架

碳市场和电力市场在各自交易机制下独立运营,但二者之间存在紧密的耦合关系,电-碳市场框架如图1所示。电力交易中心汇集市场主体的申报信息,发电商与电力负荷通过该中心进行电力交易,火电机组在发电过程中产生CO₂排放,并接受环境部门的核查与监管。在配额制框架下,碳交易中心负责处理碳排放企业的交易申报数据。发电企业可参与碳市场交易:在拥有盈余碳配额时将其出售获利,或在配额不足时购入配额以满足碳排放监管要求。

电力市场与碳市场协同运行时两市场可实现交易申报信息的共享。若负荷增加则发电商出力和电价都上升,导致碳市场供应紧张、碳价抬高,使发电成本升高,出力又降低,形成负反馈效应,实现市场均衡。

1.2 容量电价制下的多侧市场耦合关系

首先引入碳市场后发电侧机组调度决策时会考虑碳成本,市场的出清顺序将发生变化,进而可能对目

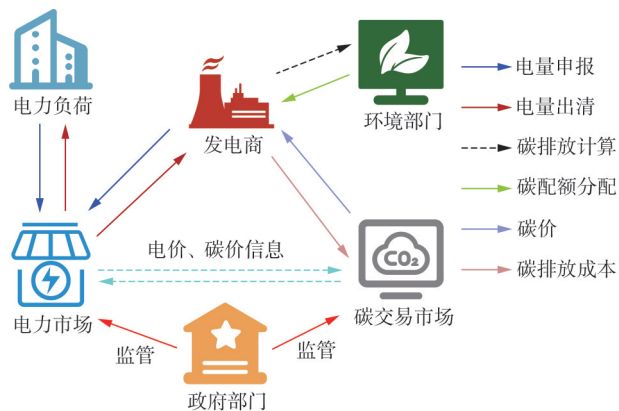


图1 电-碳市场耦合框架

Fig. 1 Coupling framework of electricity-carbon market

前发电侧的收益结构带来影响,产生碳排放成本。具有低边际成本优势的机组可能会优先出清,从而增加其利润率。其中发电商的初始碳配额和碳排放量是根据市场出清的发电量来决定的,关系如下。

$$\eta = \sum_{t=1}^T q_t \varphi_0 \quad (1)$$

$$e = \sum_{t=1}^T q_t \varphi_q \quad (2)$$

$$\xi = \eta - e \quad (3)$$

式中: η 为发电商时段 T 内初始碳配额总量; q_t 为发电商在 t 时段的发电量; φ_0 为该发电商的碳排放强度基准值; e 为时段 T 内的实际碳排放量; φ_q 为动态碳排放强度; ξ 为碳配额与碳排放量的差额,为正时说明有富余碳配额可在二级碳市场中卖出获得收益,为负时则需要买入碳配额以满足碳配额清缴要求。碳交易成本或收益会间接影响到电力市场中的交易行为。

考虑容量电价机制的电碳市场的耦合关系如图2所示。由式(1)~(3)可知初始碳配额受发电量影响,而碳配额又影响实际碳排放成本进而关联到后续的碳排放权交易。同时碳排放成本又会计入发电成本,影响到最终的出清电价,造成电价升高。高耗能机组由于成本增加失去竞价优势导致其利润减少,会降低其市场竞争力。

容量电价机制下发电商的利润结构发生改变,发电商可在当月申报次月机组的每日最大出力作为考核和容量电费计算依据,容量电费收入与机组的容量申报率大致呈线性正相关,但若申报超过机组最大出力限制,致使其在考核期间无法提供申报的最大出力则认定为考核“不合格”,将扣减10%容

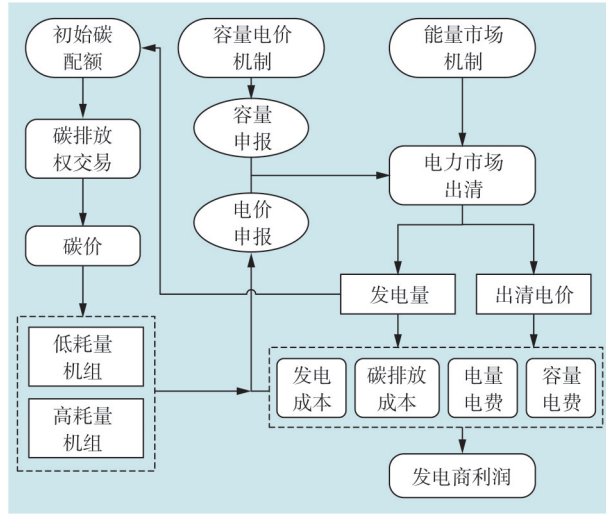


图2 多侧市场耦合关系

Fig. 2 Coupling relationships between multi-side market

量电费。以日为周期，容量电费结算方式如下。

$$O_d = \tau \gamma P_{\max}^{\text{bid}} / T \quad (4)$$

$$\tau = \begin{cases} 1, & P_{\max}^{\text{bid}} \leq \max P_d \\ 0.9, & P_{\max}^{\text{bid}} \geq \max P_d \end{cases} \quad (5)$$

式中： O_d 为容量电费收益； τ 为惩罚系数，由当日考核结果确定； γ 为单位容量电价； $P_{\max}^{\text{bid}}$ 为机组申报的最大出力； P_d 为机组出力。

该政策将缓和碳交易带来的成本增加问题，抵消部分发电成本，一定程度上降低发电商申报电价。同时在监管范围内其容量申报率越高，报价低的机组中标电量越多，获得优先出清，又会进一步拉低电价。

2 容量电价机制下电-碳耦合市场决策模型

随着市场建设的推进，电力交易日益复杂，而由于市场机制不够完善，发电商有动机通过一系列策略行为来影响市场，提高自身的收益。

2.1 发电商市场行为分析

现货市场的出清结果受多种因素影响，在考虑了功率平衡约束、机组运行约束和潮流约束的模型中，构造拉格朗日函数并分别对负荷、机组出力求偏导，可得到 t 时刻机组 g 的节点边际电价 $X_g(t)$ 的公式为：

$$X_g(t) = \frac{\partial C(p_g(t))}{\partial p_g(t)} + (\bar{\varepsilon}_g(t) - \underline{\varepsilon}_g(t)) + (\bar{\delta}_g(t) - \bar{\delta}_g(t+1)) + (\underline{\delta}_g(t+1) - \underline{\delta}_g(t)) \quad (6)$$

式中： $\frac{\partial C(p_g(t))}{\partial p_g(t)}$ 为 t 时刻机组 g 的报价； $p_g(t)$ 为 t 时刻机组 g 的发电出力； $\bar{\varepsilon}_g(t)$ 、 $\underline{\varepsilon}_g(t)$ 分别为 t 时刻机组 g 出力上下限约束影子价格； $\bar{\delta}_g(t)$ 、 $\bar{\delta}_g(t+1)$ 、 $\underline{\delta}_g(t)$ 、 $\underline{\delta}_g(t+1)$ 分别为 t 时刻和 $t+1$ 时刻机组 g 的爬坡约束影子价格。

由式(6)可知，发电商独立参与竞价，机组出力限制、爬坡率及报价高低都会影响最终的出清电价：降低出力上限会减少市场可竞争容量，加剧供需矛盾，抬高电价；负荷大幅波动时，需调用灵活性强的高价机组成为边际机组决定电价；在负荷高峰时段，供需紧张，当低价机组被完全调用高价机组成为边际机组时，抬高报价会直接推高出清价格。

而对于有多个发电商的市场，在目前不完善的监管机制下为追求利润发电商之间可能通过暗中串谋来行使市场力，以串谋后的共同利润为目标与其他发电商竞价。在容量电价机制下机组收益包括电量和容量电费两部分。串谋情况下一方面低价机组可能调低其容量申报率，这样虽然会降低容量电费收入，但也会增加与其串谋的高价机组被调度出力的可能性，进而使出清价格上升，增加电量电费收入。当增加的电量电费超过损失的容量电费时，机组利润也会提高。另一方面串谋双方属于同一报价联盟，会通过共同协商调整报价以增加收益。

2.2 发电商决策模型

基于2.1节分析，建立电-碳市场下考虑发电商串谋、容量与电价申报的双层决策模型，如图3所示。

上层为发电厂商决策模型，设定发电商以自身利润最大化为决策目标，在监管约束下结合自身掌握的市场信息决策出串谋发电商、容量以及电价参数，并将数据提交到下层交易机构；下层为市场结算，根据接收的数据与系统约束，以总成本最低为目标进行出清，计算中标量和出清价格，核算碳交易成本与容量电费，并将出清结果再反馈给发电商。上下层模型相互耦合，发电商申报策略直接影响出清过程，而出清结果反过来又决定了发电商的利润和申报策略。

2.2.1 上层：市场行为决策

2.2.1.1 串谋对象选择模型

设置在日前确定串谋对象，选择方式为发电商

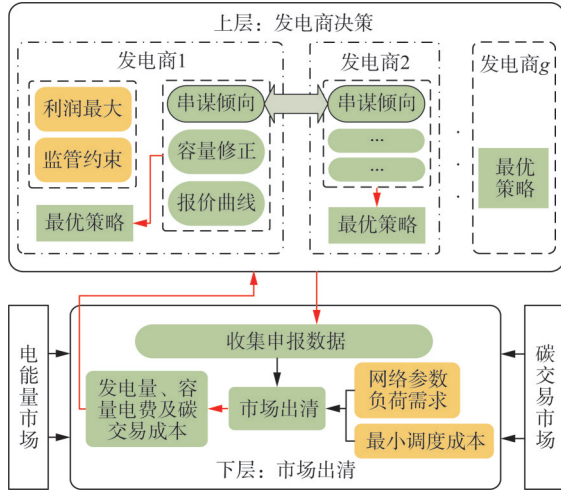


图3 发电商竞价模型框架

Fig. 3 Power generation auction model framework

日前竞价的同时给出一个关于串谋倾向的向量，作为两个发电商之间的选择意向，模型描述如下。

$$\mathbf{v}_g = [\beta_1, \dots, \beta_G]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{M} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_g], \forall g \in G \quad (8)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{M}^T \quad (9)$$

式中： $\mathbf{v}_g$ 为发电商 g 的串谋选择向量； β 为0-1变量，为1表示愿意与对应发电商结盟； G 为发电商集合； $\mathbf{M}$ 为所有发电商串谋向量； $\mathbf{K}$ 为 $\mathbf{M}$ 和 $\mathbf{M}^T$ “与”运算后的串谋结果矩阵，为对称矩阵，当 $K_{ij} = K_{ji} = 1$ 时，则说明发电商 i 、 j 之间达成串谋协定，每个发电商将按照式(10)计算收益。

$$R_g^{\text{union}} = R_g + \varepsilon R_{-g} \quad (10)$$

式中： R_g^{union} 为串谋后发电商 g 的综合收益； R_g 、 R_{-g} 分别为 g 和 $-g$ 达成串谋的发电商个体收益；下标 $-g$ 表示与 g 达成串谋的个体； ε 为串谋收益系数，范围在 $(0, 1]$ 区间。

2.2.1.2 容量申报模型

发电商申报次月机组的每日最大出力后，在前一日可再次修正次日最大出力作为容量考核和容量电费结算依据，与日前市场决策周期一致。

根据式(5)，考虑到当违规申报时会产生惩罚系数，降低收益，因此避免在容量申报时超出实际出力限制，申报约束如下。

$$\min D_d \leq P_{\max}^{\text{bid}} \leq \max D_d \quad (11)$$

$$P_{\min} < P_{\max}^{\text{bid}} < P_{\max} \quad (12)$$

$$a^{\text{capacitor}} = P_{\max}^{\text{bid}} / P_{\max} \quad (13)$$

式中： D_d 为晚高峰现货系统申报值； $P_{\min}$ 、 $P_{\max}$ 分

别为机组实际最小最大出力； $a^{\text{capacitor}}$ 为容量申报率。

2.2.1.3 电价申报模型

现货市场现大多使用二次供应函数来描述发电成本 $C_{g,t}$ 。

$$C_{g,t} = a_g p_{g,t}^2 + b_g p_{g,t} + c_g, \forall g \in G \quad (14)$$

式中： a_g 、 b_g 、 c_g 分别为成本的二次项、一次项和常数项系数； $p_{g,t}$ 为机组的中标电量。

模型采用三段式报价，根据机组申报的出力区间 $[P_{\min}, P_{\max}^{\text{bid}}]$ 分为 B 段容量，基于真实边际成本乘以系数 α_g^b 报价。

$$P_{\min} < p_{g,t}^b < P_{\max}, \forall b \in B = \{1, 2, 3\} \quad (15)$$

$$p_{g,t} = \sum_{b=1}^B p_{g,t}^b \quad (16)$$

$$\lambda_{g,t}^b = \alpha_g^b \bar{\lambda}_{g,t}^b \quad (17)$$

$$1 \leq \alpha_g^b \leq \alpha_{g,\max}^b \quad (18)$$

式中： $p_{g,t}^b$ 为发电商在第 b 段容量中中标的电量； $\bar{\lambda}_{g,t}^b$ 、 $\lambda_{g,t}^b$ 分别为第 b 段的真实成本和申报电价； $\alpha_{g,\max}^b$ 为监管约束下的报价系数上限。

上层模型以每个发电商利润最大化为目标函数。

$$\max R_g = \sum_{t=1}^T p_{g,t} X_{g,t} - C_{g,t} + O_g - C_g^{\text{CO}_2} \quad (19)$$

式中： O_g 为容量电费收益，由式(4)得到； $C_g^{\text{CO}_2}$ 为碳交易成本。

2.2.2 下层：市场结算

下层包括电力市场出清、碳交易和容量电费核算，市场出清采用直流潮流模型，以最小化机组的调度成本为目标，模型如下。

$$\min \sum_{t=1}^T \sum_{g=1}^G C_g(p_{g,t}) \quad (20)$$

$$\sum_{g=1}^G p_{g,t} = D_t; \lambda(t) \quad (21)$$

$$P_{g,\min} \leq p_{g,t} \leq P_{g,\max}^{\text{bid}}; \bar{\varepsilon}_i(t), \underline{\varepsilon}_i(t) \quad (22)$$

$$-\Delta_g \leq p_{g,t} - p_{g,t-1} \leq \Delta_g; \bar{\delta}_i(t), \underline{\delta}_i(t) \quad (23)$$

$$-F_l^{\max} \leq \sum_{g=1}^{N_G} G_{l,g} p_{g,t} - \sum_{d=1}^{N_D} G_{l,d} D_{d,t} \leq F_l^{\max} \quad (24)$$

式中： D_t 为在 t 时段的系统负荷； Δ_g 为机组的爬坡率； N_G 、 N_D 分别为发电机组和负荷对应的节点合集； $F_l^{\max}$ 为线路 l 允许的最大潮流； $G_{l,g}$ 、 $G_{l,d}$ 分别为发电机和负荷节点对应的GSDF矩阵。结合式(6)计算得到各节点电价； T 为时段数量； G 为发电机数量； D 为负荷数量； $\bar{\varepsilon}_i(t)$ 和 $\underline{\varepsilon}_i(t)$ 分别为机组

功率上下限约束的影子价格; $\bar{\delta}_i(t)$ 和 $\underline{\delta}_i(t)$ 分别为机组爬坡、滑坡约束的影子价格。

下层基于动态碳排放强度计算机组碳排放成本。

$$C_g^{\text{CO}_2} = \left(\sum_{t=1}^T p_{g,t} I_{g,t} - \eta_g \right) \lambda^c \quad (25)$$

$$I_{g,t} = \mu_g o_g (1 - \kappa_{g,t}) \frac{M_{\text{CO}_2}}{M_c} \frac{\omega_{g,t}}{1000} \quad (26)$$

式中: λ^c 为碳价; $I_{g,t}$ 为 t 时段机组 g 的碳排放强度; μ_g 、 o_g 分别为机组的含碳率和碳氧化比率; $\kappa_{g,t}$ 为碳捕集率; M_{CO_2} 、 M_c 分别为二氧化碳和碳的摩尔质量; $\omega_{g,t}$ 为机组 t 时刻的每度电煤耗。

3 基于DDQN-TD3的两阶段求解方法

3.1 两阶段混合变量决策环境构建

所构建的发电商操纵行为模型本质上是一个包含离散与连续变量的混合动作空间马尔可夫决策过程。发电商在第一阶段需从其他市场主体中选择串谋对象,为离散型动作,在第二阶段确定连续的容量申报率与报价系数。这种混合动作空间的特性,使单一的强化学习难以求解。

因此本文采用双深度Q网络(double deep Q network, DDQN)和双延迟深度确定性策略梯度(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)相结合的两阶段架构进行求解,将竞价机组构建为竞价智能体,电-碳耦合市场作为环境,发电商的动作为 $\{a_1, A_2\}$, 以市场出清结果和机组的申报情况作为全局状态 S , 模拟发电商的决策过程,两阶段框架如图4所示。

3.1.1 串谋倾向决策

第一阶段动作变量为布尔变量,采用DDQN算法处理离散的动作决策,引入了“双网络”机制分离动作选择和价值估计来缓解Q值估计偏高的问题,第一阶段智能体设置如下。

1) 状态空间。以市场的已知信息和自身中标电量、收益与串谋结果作为机组 g 第一阶段的输入状态 S_1 , 包括以下几部分。

$$S_1 = \{ \gamma, \lambda^c, D_d, p_g, R_g, \mathbf{K} \} \quad (27)$$

2) 动作空间。第一阶段输出动作为式(7)中的串谋向量,即:

$$a_1 = v_g \quad (28)$$

3) 奖励。由于机组利润需经过出清结算之后才

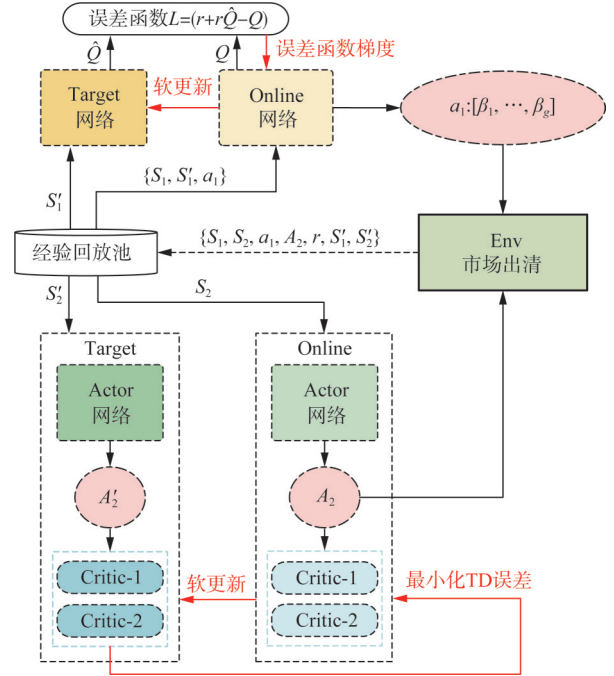


图4 两阶段申报策略框架

Fig. 4 Framework of two-stage filing strategy

能得到,需结合第二阶段,将奖励设置为第二阶段Critic网络的目标Q值。

3.1.2 容量与报价决策

第二阶段为容量和价格申报,采用TD3算法确定申报策略,该算法是基于DDPG的改进,通过双Q网络和延迟更新缓解了DDPG的Q值过估计问题。第二阶段智能体设置如下。

1) 状态空间。将市场信息与第一阶段动作结合作为第二阶段的输入状态 S_2 。

$$S_2 = \{ \gamma, \lambda^c, D_d, p_g, R_g, \mathbf{K}, a_1 \} \quad (29)$$

2) 动作空间。第二阶段动作包括容量申报率和报价系数,即 $A_2 = [a_2, a_3]$ 。Actor网络输出层采用Tanh函数,将 x 映射到对应范围作为输出动作。

$$a_2 = \frac{x+1}{2} \quad (30)$$

$$a_3 = \frac{(\lambda^{\max} - 1)x + (\lambda^{\max} + 1)}{2} \quad (31)$$

3) 奖励。各机组的目标是自身利润最大化,若成功串谋则使用综合利润作为目标,由式(10)~(19)计算得出。

3.2 模型训练流程

两阶段训练流程如图5所示,包括两层循环。具体步骤如下。

1) 初始化。创建两种智能体模型,初始化神经

网络, 设置超参数。

2) 环境交互。根据当前状态 S_1 得到串谋向量动作 a_1 , 将其添加到第二阶段状态 S_2 中, 经过 Actor 网络生成报价动作 A_2 。然后执行动作获得奖励和下一状态, 将经验元组存入经验回放池。

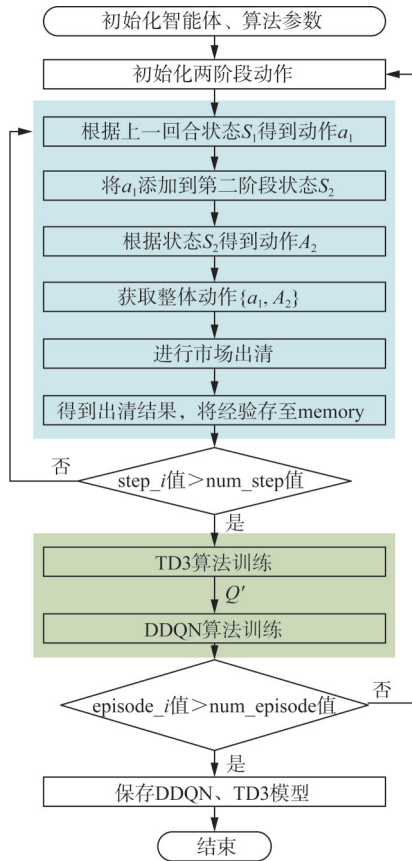


图5 两阶段算法训练流程

Fig. 5 Two-stage algorithm training process

3) 网络训练。随机采样一批次的经验, 分别使用各自的经验池训练更新网络参数。

TD₃使用梯度下降法更新Critic网络参数, 训练目标为:

$$\begin{aligned} \min L(\theta_1) &= [y - Q(S_2, A; \theta_1)]^2 \\ \min L(\theta_2) &= [y - Q(S_2, A; \theta_2)]^2 \end{aligned} \quad (32)$$

$Q'_\theta = r + \gamma \min(Q(S'_2, A'; \theta_1), Q(S'_2, A'; \theta_2))$ (33)
式中: $L(\theta_1)$ 、 $L(\theta_2)$ 为Critic网络的损失函数; Q'_θ 为目标值; $Q(S_2, A; \theta_1)$ 和 $Q(S_2, A; \theta_2)$ 分别为两个Critic网络对状态 S_2 和动作 A 所估计的动作价值函数; $Q(S'_2, A'; \theta_1)$ 和 $Q(S'_2, A'; \theta_2)$ 分别为对下一状态 S'_2 和目标动作 A' 所估计的动作价值函数; θ_1 、 θ_2 分别为两个Critic网络的参数; γ 为折扣

因子; S'_2 、 A' 分别为下一状态和根据目标Actor网络生成下一状态的动作。

Actor通过梯度上升最大化Q值来更新Actor网络参数, 训练目标为:

$$\max L(\varphi) = -Q(S_2, \pi(S_2; \varphi); \theta_1) \quad (34)$$

式中: $L(\varphi)$ 为Actor的网络损失; φ 为网络参数; $\pi(\cdot)$ 为Actor网络的策略分布。

DDQN使用梯度下降法更新网络参数, 目标为:

$$\min L(\omega) = [y - Q(S_1, a_1; \omega)]^2 \quad (35)$$

$$y = Q'_\theta + \gamma Q(S'_1, \arg \max_a Q(S'_1, a; \omega); \omega') \quad (36)$$

式中: $L(\omega)$ 为损失函数; ω 、 ω' 分别为在线网络和目标网络的参数; S'_1 为根据动作 a_1 得到的下一状态。

4) 保存模型。保存训练好的模型进行测试。

4 算例分析

为分析机组在不同策略组合下的利润变化, 使用调整的5节点测试系统进行算例分析, 市场模型以及两阶段求解算法分别基于Gurobi和python平台实现。图6为5节点系统拓扑网络结构。

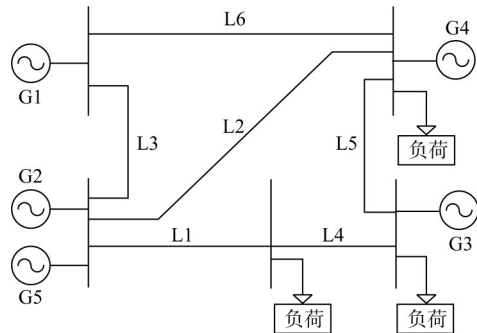


图6 5节点系统拓扑

Fig. 6 Topology of 5-node system

设置3种场景进行分析。场景1: 不考虑容量电价和碳市场, 仅有现货电能量市场; 场景2: 不考虑容量电价的电碳耦合市场; 场景3: 容量电价下的电碳耦合市场。又设置3种市场主体的行为模式: 模式1, 发电商按真实的信息申报; 模式2, 独立竞价, 发电商以自身利益最大化为目标参与竞价; 模式3, 互相选择为串谋对象, 以双方综合利益最大化为目标。

4.1 不同场景对出清电价的影响

将各机组的碳成本和容量电价计入成本, 分别

计算 3 种场景在模式 1 下的出清电价, 结果如图 7 所示, 电价反映了负荷变化水平。在场景 2 中由于计入了碳成本, 提高了发电成本, 导致出清电价上升。图 8 展示了在不同碳价和配额分配情形下的平均出清价格, 可以看出随着碳价上升和碳配额比例的减少, 使得碳成本逐渐上升, 平均电价也随之上升。场景 3 中加入容量电价机制, 容量补贴等效于机组边际成本的减少, 抵消碳成本, 一定程度上又降低了出清电价。

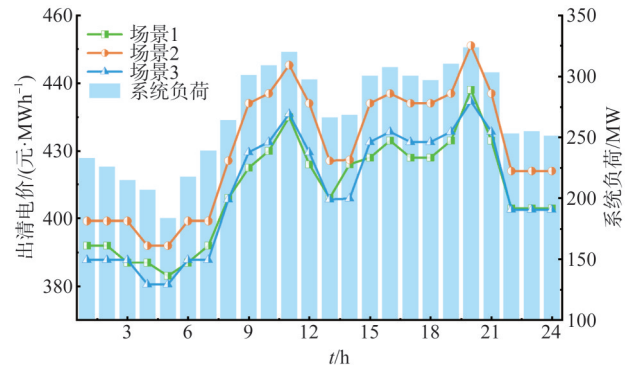


图 7 3 种场景下的出清价格对比

Fig. 7 Comparison of clearing prices in 3 scenarios

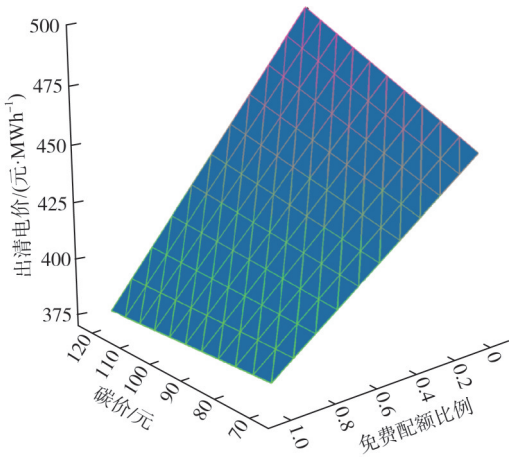


图 8 场景 2 中不同碳市场情形的电价

Fig. 8 Average electricity prices under different carbon market scenarios in scenario 2

4.2 独立竞价策略分析

在场景 3 下, 智能体训练过程中的利润迭代情况如图 9 所示, 前期收集经验时不更新网络, 智能体动作仅受探索噪声的影响, 随着智能体的训练学习积累经验, 收益逐渐收敛至稳定值, 出清结果也趋于稳定。

利用训练后的网络测试, 得到各发电商在利益

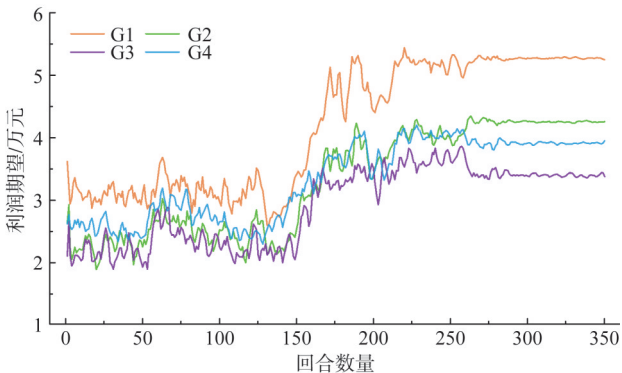


图 9 场景 3 中智能体利润迭代过程

Fig. 9 Profit iteration process of the intelligent agent in scenario 3

驱动下可能采取的策略性行为, 各发电商都未减少容量申报, 报价都小幅度升高, 如表 1 所示。

表 1 场景 3 独立竞价行为及出清结果

Tab. 1 Independent bidding behaviors and clearing results in scenario 3

项目	G1	G2	G3	G4
容量申报率/%	100	100	100	100
报价系数	1.067	1.036	1.004	1.027
容量电费/元	26 400	31 680	34 320	29 040
利润/元	52 588	42 737	33 853	39 016

在容量申报上, 独立竞价下发电商目标是自身利益最大, 会尽可能争取中标量, 由于各机组可用发电容量之和大于负荷需求, 对单个发电商而言采取持留容量申报策略可能并不会影响到出清结果, 反而会降低自身的容量电费收益, 而容量补偿占发电商总利润比重较大, 因此所有发电商都会按最大容量申报。报价策略上, 各机组之间独立竞价, 相互博弈, 竞争程度相对充分。报价过高会被其竞争者替代而损失中标电量, 过低虽能中标但可能会损失利润, 由于算例负荷为刚性, 降低报价无法刺激增量需求, 仅引发市场份额再分配, 因此最终形成比边际成本略高的报价策略。

图 10 为独立竞价模式下 3 种场景的报价和收益对比。其中 G2 在场景 1 中边际成本最高, 在场景 2 和 3 中由于低碳排特性使综合成本相对降低, 提高了竞争力, 平均报价抬高了 4.5 %, 而 G3 则与 G2 情况相反。整体来看, 场景 2 计入碳成本后, 整体成本和报价均提高, 使得总收益与场景 1 相差不大; 在场景 3 中加入容量补偿, 利润又提高了

52 %。

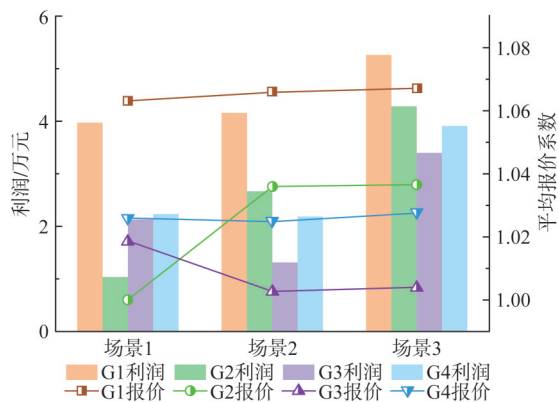


图 10 3种场景的报价变化

Fig. 10 Quotation changes in 3 scenarios

4.3 考虑串谋的发电商策略分析

4.3.1 串谋行为分析

G5 不参与串谋, 其余 4 个发电商采取串谋行为, 图 11 为串谋对象选择的迭代过程, 训练开始时随机组合, 随着训练进行, 选择意向逐渐稳定, 最终 4 个发电商形成了 G1 和 G2、G3 和 G4 的组合形式, 其中 G1 因其低成本而具有较强竞争力, 利润也最高, 其余发电商与 G1 组合成功后可获得较高串谋利润, 开始时都倾向于选择 G1, 但 G1 在训练过程中选择了其余发电商中利润较高的 G2, 使 G3、G4 无法与之形成配对, 最终在后期 G3 和 G4 才互相选择确定联盟。

组合后的市场申报和出清结果如表 2 所示。其中 G1 采取降低容量申报的行为, 扭曲市场出清,

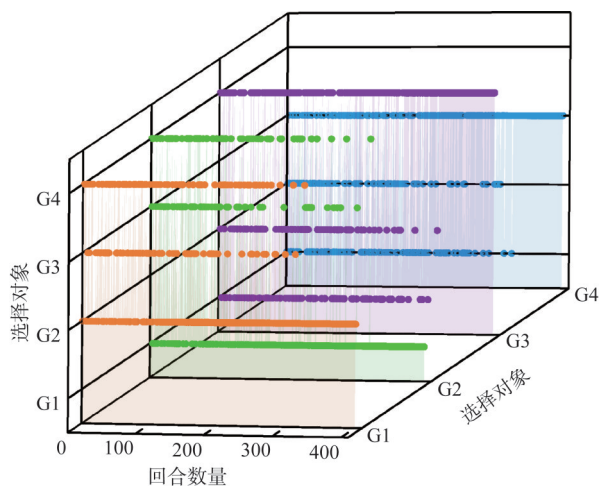


图 11 串谋对象选择迭代过程

Fig. 11 Iterative process for selecting conspiracy targets

从而获取更高利润。一般情况下, 减少容量申报会降低发电商的容量补偿收入, 从而使利润下降, 但在串谋情况下, 以 G1 和 G2 联盟为例, G1 以其联合效益最大为目标, 降低其申报容量会使其出力有所降低, 并且对应的增加其余机组被调度出力的可能性。而由于 G2 的报价较高, 会使出清价格上升, G1 单位发电出力的平均利润也会提高。此时, G1 因减少申报容量损失的容量电费收益小于因节点电价升高带来的发电收益, 反而会提高自身利润, 这对于双方都是有利的。相较于独立竞价时双方各自收益分别提高了 3.4 % 和 22 %。由于 G1 的行为, 市场竞争程度减小, G3 与 G4 也间接提高了竞争力, 因此报价都有所提高, 而这其中还因为串谋时 G3、G4 双方可以协商定价(模式 2 中, 以自身利益为目标, G3 和 G4 为争夺最后发电量均控制在低报价, 而模式 3 中, 在保证 G3 和 G4 联盟中标的前提下, 共同协商统一提高报价, 成为边际机组, 相较模式 2, 利润分别提高了 23 % 和 17 %), 此时, 电价升高同样会使 G₁ 获得更高的发电利润。

表 2 场景 3 串谋竞价出清结果

Tab. 2 Collusive bidding clearing results for scenario 3

项目	G1	G2	G3	G4
串谋对象选择	G2	G1	G4	G3
容量申报率/%	69	100	100	100
报价系数	1.071	1.04	1.018	1.027
容量电费/元	18 216	31 680	34 320	29 040
个体利润/元	54 328	52 116	42 242	45 630
串谋利润/元	80 396	79 285	65 057	66 751

图 12 为模式 2 和模式 3 在场景 3 下的出清结果对比, 在负荷较低时电价相差不大, 负荷高时串谋模式下电价升高。有两方面原因, 一是因为 G1 的容量申报策略使得在低负荷时不会影响到调度出力, 只会影响负荷高峰时的出力。而由于 G1 与 G2 串谋, 双方共同定价, G1 报价幅度提高, 导致 03:00—06:00 时段的电价略微上升; 在负荷较高时, 原本由 G1 中标的电量被分配到其余高成本的 G2、G3、G4 机组, 最终使得成本更高的 G3 与 G4 联盟成为边际机组决定电价保持在较高水平。

串谋前后的市场效率对比如表 3 所示。

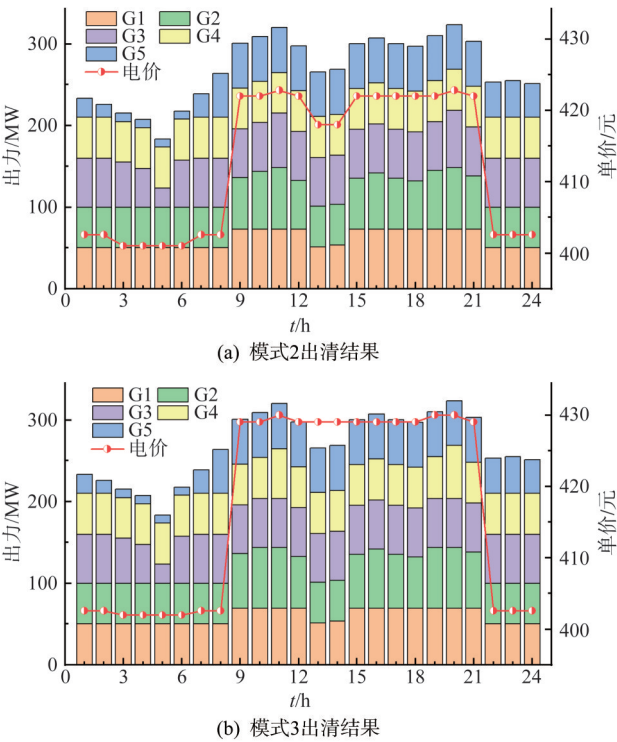


图 12 模式 2、3 出清结果对比

Fig. 12 Comparison of clearance results for modes 2 and 3

表 3 模式 2、3 市场效率对比

Tab. 3 Comparison of market efficiencies in models 2 and 3

模式	HHI 指数	RSI 指数/%	生产者剩余/元	消费者剩余/元	社会总福利/元
2	2 033.1	165	168 194	106 442	274 636
3	3 810.8	156	194 325	70 717	265 042

串谋之后赫芬达尔-赫希曼指数(HHI)提升了1777.7, 市场由中度集中变为高度集中, 竞争减弱, 出现垄断的风险增加, 同时策略行为使市场供应紧张程度略微提高; 在市场绩效方面, 发电商的利润提高了26 131元, 但市场高集中度下电价的提升让用户侧多支付35 725元, 导致了9 594元的社会福利净损失, 降低了市场效率。

4.3.2 碳价与容量电价变化对主体行为的影响

根据容量电价政策和碳价预测结果, 度电碳成本及容量补偿将呈上升趋势, 会引起市场行为发生变化, 不同碳价和容量电价下的串谋行为和容量申报情况如图13—14所示。

当容量价格固定, 碳价较低时G3尚未承担过多碳排放成本, 整体成本保持在低水平, 在市场中处于优势地位, 容易与G1强强联合实现串谋, 随

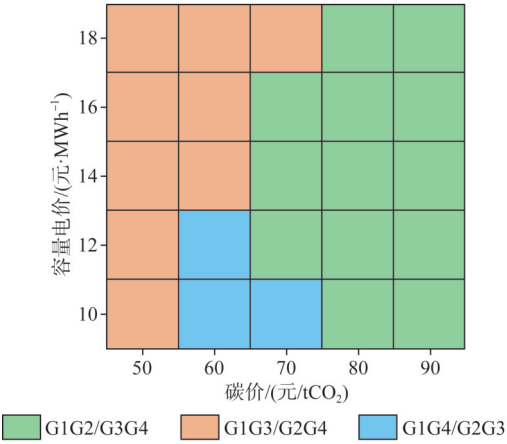


图 13 不同碳价和容量电价下的串谋组合

Fig. 13 Collusive combinations under different carbon prices and capacity prices

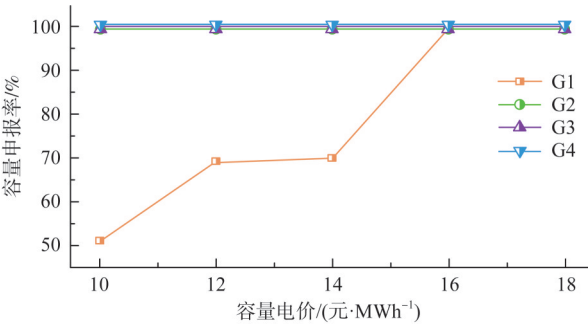


图 14 不同容量电价下的容量申报率

Fig. 14 Capacity declaration rates under different capacity prices

着碳价上升, G3由于其高碳排逐渐成为劣势机组, G1转而与G4组合, 碳价继续提高, 碳排放低的G2优势逐渐超过G3和G4, 使得G1更倾向于和G2联合去操控市场获取超额利润。当碳价固定为60元/t, 容量电价逐步提高时, 拥有更大容量的G3容量电费收入提升幅度最大, 成为优势机组并与G1串谋, 同时G1不再持留发电容量, 申报率提升, 容量补偿带来的收益逐渐超过因单位电价提高产生的利润。

图15反映的是在不同程度的市场及发电商操纵下社会总福利变化情况。可以发现碳价提高时仅会引起发电侧剩余略微下降, 串谋组合操纵价格保持在高位以维持其发电利润; 而当容量电价提高时, 发电侧总利润呈上升趋势但幅度逐渐减小, 结合图14可说明此时G1申报容量上升增加了其低价电的出清从而降低了电价, 减少了其他机组的发电利润, 同时低电价使得消费者剩余增加, 可见容量

市场的建设在补偿火电成本的同时还能一定程度上抑制发电商的操纵行为。

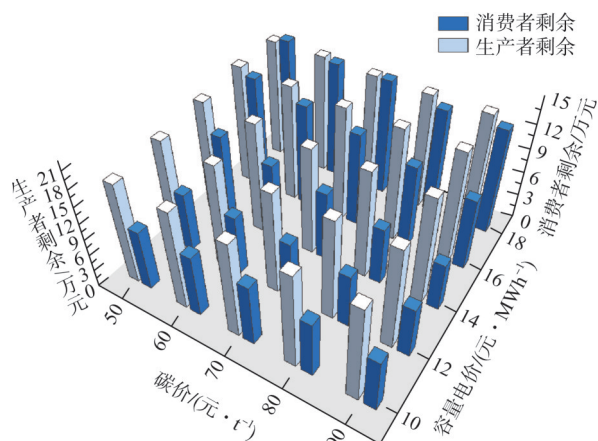


图 15 不同碳价和容量电价下的整体福利

Fig. 15 Overall welfare under different carbon prices and capacity payments

5 结论

新型电力市场中各主体为提高收益会采取较为复杂隐蔽的市场操纵行为,本文针对目前对市场主体行为考虑不够全面的问题,加入发电商的容量申报和串谋行为,建立了考虑多种因素的仿真模型;其次考虑到所构建模型的决策变量为混合型变量,采用DDQN和TD3结合的两阶段算法分别计算离散和连续变量。得出结论如下。

1)针对单一报价决策的不足,提出了一种考虑发电商容量、价格申报以及串谋的情况下的策略行为,并利用深度强化学习算法求解,实现了对发电商行为的模拟。

2)将所提方法与不同场景进行对比,结果表明考虑多种市场行为的模型能提高利润,但同时会改变市场出清结果,降低市场效率。

3)合理的容量市场与碳市场有助于维护市场公平,一定程度上能抑制市场力,促进市场公平。

本文从监管视角出发,模拟了发电商容量申报、价格申报与暗中串谋等市场行为,此类行为会显著提高市场集中度并损害社会福利,该模型可用于辅助监管机构开展市场监测与风险评估。但本文未考虑整个市场中不同类型主体间的博弈,也未考虑线路阻塞对发电商行为的影响,今后将改进模型开展相关研究。

参考文献

- [1] 廖侃,丁肇豪,舒隽,等.欧美电力市场操纵行为监管原则分析及其对中国的启示[J].电力系统自动化,2020,44(14):1-8.
LIAO Kan, DING Zhaohao, SHU Jun, et al. Analysis on regulatory principles of manipulative behavior for european and american electricity markets and enlightenment to China [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 1-8.
- [2] 樊宇琦,丁涛,孙瑜歌,等.国内外促进可再生能源消纳的电力现货市场发展综述与思考[J].中国电机工程学报,2021,41(5):1729-1752.
FAN Yuqi, DING Tao, SUN Yuge, et al. Review and cogitation for worldwide spot market development to promote renewable energy accommodation [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(5): 1729-1752.
- [3] 施永浩,罗萍萍,林济铿.基于条件流模型的可再生能源短期出力场景生成[J].南方电网技术,2026,20(2):105-114.
SHI Yonghao, LUO Pingping, LIN Jikeng. Short-term output scenario generation of renewable energy based on conditional flow model [J]. Southern Power System Technology, 2026, 20(2): 105-114.
- [4] 卢有飞,邹时容,刘璐豪,等.基于知识共享的高比例可再生能源系统发电控制[J].高压电器,2024,60(10):33-45.
LU Youfei, ZOU Shirong, LIU Luhao, et al. Generation control of high percentage renewable energy systems based on knowledge sharing [J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(10): 33-45.
- [5] 和萍,刘鑫,宫智杰,等.高比例可再生能源电力系统源荷储联合调峰分层优化运行[J].电力系统保护与控制,2024,52(18):112-122.
HE Ping, LIU Xin, GONG Zhijie, et al. Hierarchical optimization operation model for joint peak-load regulation of source-load-storage in a high proportion of renewable energy power system [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(18): 112-122.
- [6] 李祥光,谭青博,李帆琪,等.电碳耦合对煤电机组现货市场结算电价影响分析模型[J].中国电力,2024,57(5):113-125.
LI Xiangguan, TAN Qingbo, LI Fanqi, et al. Analysis model to study the influence of electrocarbon coupling on settlement price of coal power units in spot market [J]. Electric Power, 2024, 57(5): 113-125.
- [7] 陈杰.碳市场对电力现货市场影响的模拟研究[D].北京:华北电力大学,2020.
- [8] 董九舟,郭鸿业,姜涛,等.新型电力系统的电碳耦合交易研究[J].中国电机工程学报,2025,45(15):5752-5771.
DONG Jiuzhou, GUO Hongye, JIANG Tao, et al. Research on Electricity-carbon coupling trading in the new power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(15): 5752-5771.
- [9] 史新红,郑亚先,薛必克,等.机组运行约束对机组节点边际电价的影响分析[J].电网技术,2019,43(8):2658-2665.
SHI Xinhong, ZHENG Yaxian, XUE Bike, et al. Effect analysis of unit operation constraints on locational marginal price of unit nodes [J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2658-2665.
- [10] 吴洋,辛茹,邹文滔,等.提升电力现货市场出清结果可解释性的综合分析方法[J].南方电网技术,2022,16(6):113-123.

- WU Yang, XIN Ru, ZOU Wentao, et al. Comprehensive analysis method for enhancing the explainability of electricity spot market clearing results [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(6): 113 – 123.
- [11] 陈艳波, 肖钦泽, 张智, 等. 电力现货市场出清结果影响因素量化表征及市场力评价方法[J]. 电网技术, 2025, 49(5): 2035 – 2045.
- CHEN Yanbo, XIAO Qinze, ZHANG Zhi, et al. Quantitative methods for influencing the results of electricity spot market and methods for evaluating market power [J]. Power System Technology, 2025, 49(5): 2035 – 2045.
- [12] 江岳文, 陈巍. 电-碳-配额制耦合交易综述与展望[J]. 电力建设, 2023, 44(12): 1 – 13.
- JIANG Yuewen, CHEN Wei. Review and prospect of coupled electricity-carbon-renewable portfolios trading [J]. Electric Power Construction, 2023, 44(12): 1 – 13.
- [13] FABRA N, REGUANT M. Pass-through of emissions costs in electricity markets[J]. American Economic Review, 2014, 104(9): 2872 – 2899.
- [14] 李祥光, 谭青博, 李帆琪, 等. 电碳耦合对煤电机组现货市场结算电价影响分析模型[J]. 中国电力, 2024, 57(5): 113 – 125.
- LI Xiangguang, TAN Qingbo, LI Fanqi, et al. Analysis model to study the influence of electrocarbon coupling on settlement price of coal power units in spot market [J]. Electric Power, 2024, 57(5): 113 – 125.
- [15] 李柯屿, 莫峻, 李波, 等. 发电商阶梯集中式报价策略及其碳交易决策模型[J]. 南方电网技术, 1 – 1[2025 – 02 – 16]. <https://nfdwjs.csg.cn/gateway-web/zh/debutDetail.html?serialNum=20241212008>.
- LI Keyu, MO Jun, LI Bo, et al. Step-wise centralized bidding strategy for power generators and its carbon trading decision model [J]. Southern Power System Technology, 1 – 1[2025 – 02 – 16]. <https://nfdwjs.csg.cn/gateway-web/zh/debutDetail.html?serialNum=20241212008>.
- [16] 乔丰翔, 陆涛, 周晓鸣. 考虑电碳协同的火电发电商中长期交易策略[J]. 电力需求侧管理, 2024, 26(5): 106 – 112.
- QIAO Fengxiang, LU Tao, ZHOU Xiaoming. Medium and long-term trading bidding strategies for thermal power producers considering electricity-carbon synergies [J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(5): 106 – 112.
- [17] 邓盛盛, 陈皓勇, 肖东亮, 等. 考虑碳市场交易的寡头电力市场均衡分析[J]. 南方电网技术, 2024, 18(1): 143 – 152.
- DENG Shengsheng, CHEN Haoyong, XIAO Dongliang, et al. Equilibrium analysis of an oligopolistic electricity market considering carbon market transactions [J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(1): 143 – 152.
- [18] 刘鹏, 崔雪. 双碳背景下考虑市场份额偏好的发电侧市场均衡分析[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(2): 9 – 17, 39.
- LIU Peng, CUI Xue. Equilibrium analysis of power generation market considering market share preference under carbon-neutral goal [J]. Journal of Electric Power Science And Technology, 2023, 38(2): 9 – 17, 39.
- [19] 任彦哲, 周越, 李更丰, 等. 电-碳耦合市场的推测变差均衡[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(6): 33 – 46.
- REN Yanzhe, ZHOU Yue, LI Gengfeng, et al. Conjectural variation equilibrium in electricity-carbon coupling markets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(6): 33 – 46.
- [20] 陈雷, 袁康龙, 文婷. 新型电力系统火电容量成本回收机制研究[J]. 内蒙古电力技术, 2025, 43(5): 46 – 51.
- CHEN Lei, YUAN Kanglong, WEN Ting. Research on cost recovery mechanism of thermal power capacity in new power system [J]. Inner Mongolia Electric Power, 2025, 43(5): 46 – 51.
- [21] 许丹, 胡晓静, 胡斐, 等. 基于深度强化学习的电力市场量价组合竞价策略[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3278 – 3286.
- XU Dan, HU Xiaojing, HU Fei, et al. Strategic bidding of price-quantity pairs in electricity market based on deep reinforcement learning [J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3278 – 3286.
- [22] 殷荣哈. 电碳耦合背景下考虑新兴市场主体参与的发电商竞价行为研究[D]. 南京: 东南大学, 2023.
- [23] 邓彬. 电力市场串谋动态模拟与智能预警方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2022.
- [24] 王蓓蓓, 刘飞宇, 杨朋朋, 等. 考虑轻微利他效用的发售电一体化集团成员合谋行为的多智能体深度双Q网络推演研究[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2640 – 2652.
- WANG Beibei, LIU Feiyu, YANG Pengpeng, et al. Study on collusion behavior between the members in electricity producers-retailers integration group considering slightly altruistic utility based on multi-agent deep double Q network [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2640 – 2652.
- [25] TU T, DING Y, JI P, et al. Collusion potential assessment in electricity markets considering generation flexibility [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023, 9(4): 1551 – 1566.
- [26] MOISEEVA E, HESAMZADEH M R, BIGGAR D R, et al. Exercise of market power on ramp rate in wind-integrated power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(3): 1614 – 1623.
- [27] 程乐峰, 余涛. 发电市场长期竞价均衡自发形成过程中的一般多策略演化博弈决策行为研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(21): 6936 – 6956.
- CHENG Lefeng, YU Tao. Decision-making behavior investigation for general multi-strategy evolutionary games in the spontaneous formation of long-term bidding equilibria of a power generation market [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(21): 6936 – 6956.
- [28] 谢畅, 王蓓蓓, 赵盛楠, 等. 基于双层粒子群算法求解电力市场均衡[J]. 电网技术, 2018, 42(4): 1170 – 1177.
- XIE Chang, WANG Beibei, ZHAO Shengnan, et al. Equilibrium solution for electricity market based on bi-level particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1170 – 1177.
- [29] GAO X, CHAN W K, XIA S, et al. A multiagent competitive bidding strategy in a pool-based electricity market with price-maker participants of WPPs and EV aggregators [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7256 – 7268.
- [30] 高宇, 李昀, 曹蓉蓉, 等. 基于多代理 Double DQN 算法模拟发电侧竞价行为[J]. 电网技术, 2020, 44(11): 4175 – 4183.
- GAO Yu, LI Yun, CAO Rongrong, et al. Simulation of generators' bidding behavior based on multi-agent double DQN [J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4175 – 4183.
- [31] YE Y, QIU D, SUN M, et al. Deep reinforcement learning for strategic bidding in electricity markets [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1343 – 1355.