

# 基于多智能体强化学习的电-碳-绿证 多市场均衡研究

马天男<sup>1</sup>, 向明旭<sup>2</sup>, 魏阳<sup>3</sup>, 刘畅<sup>1,4</sup>, 陈玉敏<sup>3</sup>

- (1. 国网四川省电力公司经济技术研究院, 四川 成都 610041; 2. 重庆大学电气工程学院, 重庆 400044; 3. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610041; 4. 四川省新型电力系统研究院, 四川 成都 610041)

**摘要:**面向“双碳”目标及新型电力系统建设要求, 电力市场机制设计对于减少碳排放、促进绿色低碳发展具有重要意义。碳市场与绿证市场建设是促进电力系统节能减排的有效手段, 研究电力市场、碳市场、绿证市场之间的耦合关系, 对于设计3个市场间的衔接机制、促进电力系统碳减排与清洁能源发展具有重要的指导意义。为此, 针对碳市场与绿证市场对电力市场均衡的耦合影响展开研究。首先, 根据碳市场与绿证市场的交易规则分别建立了电-碳市场、电-绿证市场和电-碳-绿证市场的双层优化模型; 然后, 利用多智能体深度强化学习算法对上述均衡模型进行求解; 最后, 在修改后的IEEE 30节点系统上进行算例仿真, 分析了碳市场和绿证市场对发电商报价策略、电力市场出清电价等的影响以及碳市场和绿证市场之间的耦合关系。

**关键词:** 电力市场; 碳市场; 绿证市场; 多智能体深度强化学习

**中图分类号:** TP 273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-6954(2023)06-0083-08

**DOI:** 10.16527/j.issn.1003-6954.20230612

## Research on Multi-market Equilibrium of Electricity-Carbon-Green Certificates Based on Multi-agent Reinforcement Learning

MA Tiannan<sup>1</sup>, XIANG Mingxu<sup>2</sup>, WEI Yang<sup>3</sup>, LIU Chang<sup>1,4</sup>, CHEN Yumin<sup>3</sup>

- (1. State Grid Sichuan Economic Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China; 2. School of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China; 4. Sichuan New Electric Power System Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China)

**Abstract:** Towards the target of "carbon peak and carbon neutrality" and the development of new power systems dominated by the renewables, the design of electricity market mechanisms plays a significant role in reducing carbon emissions and promoting green and low-carbon development. The construction of carbon market and green certificate market is regarded as an effective means to promote energy conservation and emission reduction in power systems. Researches on the coupling relationship among electricity market, carbon market and green certificate market are of great guiding significance for designing cohesive mechanisms of different markets and promoting carbon reduction and development of the renewables. With this in mind, the coupling impact of carbon market and green certificate market on the equilibrium of electricity market is studied. Firstly, based on the transaction rules of carbon market and green certificate market, bi-level optimization models for electricity-carbon market, electricity-green certificate market and electricity-carbon-green certificate market are established respectively. Then, the multi-agent deep reinforcement learning algorithm is utilized to solve the aforementioned equilibrium models. Finally, simulations are conducted on the modified IEEE 30-bus system. The influence of carbon market and green certificate market on the bidding strategies of generation companies and the electricity market prices are analyzed as well as the coupling relationship between carbon market and green certificate market.

**Key words:** electricity market; carbon market; green certificate market; multi-agent deep reinforcement learning

## 0 引言

电力市场机制设计对于推进碳交易市场参与的电力市场建设并加速以绿电为主体的高比例清洁能源电力系统建设具有重要作用,是构建新型电力系统、推进“双碳”战略目标的关键途径<sup>[1-2]</sup>。中国在 2017 年发布了《全国碳排放权交易市场建设方案(发电行业)》,指出“按照国家生态文明建设和控制温室气体排放的总体要求,在不影响经济平稳健康发展的前提下,分阶段、有步骤地推进碳市场建设”<sup>[3]</sup>。同时,发布了一系列的工作方案和管理办法在全国范围内试行绿证交易<sup>[4-6]</sup>。

电力市场、碳市场与绿证市场之间通过市场机制的作用深刻影响市场主体决策,通过价格联动和供需关系等产生交互影响。3 个市场在核心产品属性、政策、技术、市场定位等方面联系密切,机制层面的有效协同将有利于形成合力,共同推动清洁能源发展和行业社会碳减排<sup>[7]</sup>。因此,研究电力市场、碳市场、绿证市场等各市场之间的耦合分析对于中国电力市场的建设具有重大意义。

电力市场均衡分析方法常采用以市场主体利润最大化为目标的报价决策模型和以社会福利最大化为目标的市场出清模型共同构成的电力市场双层均衡模型<sup>[8]</sup>。该模型的求解方法为:先基于下层模型的卡罗需-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件和线性化手段,将双层均衡模型转化为带均衡约束的均衡优化模型(equilibrium problem with equilibrium constraints, EPEC);再将模型中的各非线性项线性化处理后进行求解<sup>[9]</sup>。此外,还可以使用对角化算法求解上述 EPEC 模型<sup>[10-12]</sup>。上述模型驱动方法在求解线性模型的电力现货市场均衡解方面取得了显著成效。

然而,在新型电力系统建设背景下,现有的均衡分析模型与求解方法难以满足电力市场机制设计的更高要求。现有的均衡分析方法,特别是 EPEC 方法,受 KKT 条件的限制,其建模过程难以考虑发电机组成本和运行特性的非凸性,并且模型线性化过程中产生的互补松弛条件数量随系统规模和机制复杂程度的增加而迅速增长,导致该方法在解决大规

模系统和复杂机制下的市场均衡问题时面临巨大挑战。同时,上述模型本质上是一种完全信息博弈问题,每个市场主体都知晓其他主体以及市场出清的全部信息,这与实际电力市场的有限信息环境不符。因此,亟需改进和完善均衡分析方法,以有效解决电力市场建设面临的复杂机制设计问题。

为此,有学者尝试使用数据驱动的强化学习算法求解电力市场均衡问题<sup>[13-14]</sup>。强化学习方法的无模型、自主学习等特征与电力市场均衡分析的研究需求相契合,市场主体可以通过与出清环境的不断交互,逐渐学习其最佳策略,不依赖对市场出清环境和其他市场主体策略的了解,只依赖于自身运行特性和观测到的市场出清结果<sup>[15]</sup>,从而避免了模型构建与转化的复杂过程。

下面采用多智能体深度强化学习作为电力市场均衡分析方法,来探讨碳市场与绿证市场交易机制对电力市场均衡的影响。首先,对电力市场均衡模型进行阐述,并采用以最小化购电成本为目标的电力市场双层优化模型,为后续分析碳市场与绿证市场对电力市场的耦合影响奠定模型基础;然后,建立了电力市场与碳市场的联合出清模型、电力市场与绿证市场的联合出清模型以及电-碳-绿证多市场的联合出清模型;最后,提出了基于多智能体深度强化学习的电力市场均衡求解算法,经过验证可有效获取市场均衡解。

## 1 电-碳-绿证市场均衡研究

### 1.1 电-碳市场双层优化模型

碳市场的建设会对电力系统产生较大影响。考虑碳市场耦合的电力市场均衡研究是市场机制设计的重要一环,对此提出了电-碳市场双层优化模型。

碳交易市场的参与主体仅包含常规能源发电商,不包含可再生能源发电商。所提模型中,可再生能源发电商仅参与电力日前市场获取收益,常规能源发电商同时参与电力日前市场和碳市场获取收益。因此,电-碳市场双层优化模型包含可再生能源利润最大化模型、常规能源发电商利润最大化模型和日前电力市场出清模型 3 个部分。

### 1.1.1 上层模型 1:可再生能源发电商利润最大化

目标函数为最大化可再生能源发电商的利润,即日前市场出清的收益减去其发电成本,约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\Phi_n^{\text{RG}}} P - \left( \frac{1}{2} a (P^2 + bP) \right) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\lambda_{\Phi_n^{\text{RG}}}$ 为可再生能源机组在下层日前市场出清模型计算出的节点电价, $\Phi_n^{\text{RG}}$ 为在节点 $n$ 上的可再生能源机组集合,这里假设1个发电商只拥有1个机组; $P$ 为机组的出力; $a$ 和 $b$ 分别为机组边际成本的斜率和截距,在日前市场报价时,发电商可以通过策略性上报边际成本的斜率和截距来增加自己的收益; $b_{\text{bid}}$ 为发电商上报的价格; $b_{\text{max}}$ 为发电商上报价格的上限。

### 1.1.2 上层模型 2:常规能源发电商利润最大化

常规能源机组发电过程中会产生二氧化碳排放,其碳排放量由式(2)计算,机组的碳排放成本由式(3)计算。若机组的碳排放大于免费碳配额,即碳排放成本为正,则发电商需要从碳排放权市场中购买所需的碳排放权;若机组的碳排放小于免费碳配额,即碳排放成本为负,则发电商可在碳排放权市场中出售剩余的碳排放权。

$$e = \varphi P \quad (2)$$

$$C_{\text{CET}} = p_{\text{CET}}(e - e_f) \quad (3)$$

式中: $e$ 、 $\varphi$ 、 $C_{\text{CET}}$ 分别为常规能源机组的碳排放量、碳排放强度和碳排放成本; $p_{\text{CET}}$ 为碳排放权市场中的碳价; $e_f$ 为免费碳排放配额。

常规能源发电商的利润最大化模型如式(4)所示,目标函数为最大化常规能源发电商的利润,即日前市场出清的收益减去其发电成本和碳排放成本,约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\Phi_n^{\text{NG}}} P - \left( \frac{1}{2} a P^2 + bP \right) - p_{\text{CET}}(e - e_f) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\lambda_{\Phi_n^{\text{NG}}}$ 为常规能源机组在下层日前市场出清模型计算出的节点电价, $\Phi_n^{\text{NG}}$ 为在节点 $n$ 上的常规能源机组集合。

### 1.1.3 下层模型:日前电力市场出清

日前电力市场出清模型如式(5)一式(8)所示。

目标函数式(5)为最小化总发电成本,也称作最大化社会福利;式(6)为节点功率平衡约束;式(7)为机组出力上下限约束;式(8)为支路潮流约束。

$$\min \sum_c \left( \frac{1}{2} a_c P_c^2 + b_c P_c \right), c \in \Phi_n^{\text{RG}} \cup \Phi_n^{\text{NG}} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \sum_c P_c - \sum_d P_d - \sum_m B_{n,m}(\theta_n - \theta_m) &= 0 \\ d \in \Phi_n^{\text{D}}, m \in \Omega_n \end{aligned} \quad (6)$$

$$P_c^{\text{min}} \leq P_c \leq P_c^{\text{max}} \quad (7)$$

$$-S_{n,m} \leq B_{n,m}(\theta_n - \theta_m) \leq S_{n,m} \quad (8)$$

式中: $c$ 代表第 $c$ 个发电商,发电商包括常规能源发电商和可再生能源发电商; $d$ 代表第 $d$ 个负荷; $n$ 和 $m$ 为节点号; $\Phi_n^{\text{D}}$ 为在节点 $n$ 上的负荷集合; $\Omega_n$ 为与节点 $n$ 相连的节点集合; $P_d$ 为负荷 $d$ 的功率需求; $\theta_n$ 和 $\theta_m$ 分别为节点 $n$ 和节点 $m$ 的相角; $B_{n,m}$ 为连接节点 $n$ 和节点 $m$ 的支路电纳; $B_{n,m}(\theta_n - \theta_m)$ 为该支路上的功率; $S_{n,m}$ 为该支路的容量上限。

## 1.2 电-绿证市场双层优化模型

考虑绿证市场耦合的电力市场均衡研究是市场机制设计的重要一环,因此提出了电-绿证市场双层优化模型。

绿证交易市场的参与主体仅包含可再生能源发电商,常规能源发电商不参与其中。所提模型中,常规能源发电商仅参与电力日前市场获取收益,可再生能源发电商同时参与电力日前市场和绿证市场获取收益。因此,电-绿证市场双层优化模型包含可再生能源利润最大化模型、常规能源发电商利润最大化模型和日前电力市场出清模型3个部分。

### 1.2.1 上层模型 1:可再生能源发电商利润最大化

在电力市场中出清后,根据可再生能源发电商的发电量为其颁发相同数量的绿证,可再生能源发电商可在绿证市场中将其出售,出售绿证获得的收益由式(9)计算。

$$R_{\text{TCC}} = p_{\text{TCC}} P \quad (9)$$

式中: $R_{\text{TCC}}$ 为可再生能源发电商出售绿证获得的收益; $p_{\text{TCC}}$ 为绿证价格。

可再生能源发电商的利润最大化模型如式(10)所示,目标函数为最大化可再生能源发电商的利润,即日前市场出清的收益加上在绿证市场交易的收益减去其发电成本,约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\phi_n^{\text{RC}}} P + p_{\text{TCC}} P - \left( \frac{1}{2} a P^2 + b P \right) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (10)$$

### 1.2.2 上层模型 2: 常规能源发电商利润最大化

目标函数为最大化常规能源发电商的利润, 即日前市场出清的收益减去其发电成本, 约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\phi_n^{\text{NC}}} P - \left( \frac{1}{2} a P^2 + b P \right) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (11)$$

### 1.2.3 下层模型: 日前电力市场出清

电-绿证市场双层优化模型的下层模型同第 1.1.3 节。

## 1.3 电-碳-绿证市场双层优化模型

所建的电-碳-绿证市场双层优化模型如图 1 所示: 上层为发电商利润最大化模型, 求解得到发电商在日前市场中的报价策略传递给下层模型; 下层为日前市场、碳市场、绿证市场出清模型, 求解得到日前市场的节点电价和各发电商出清电量、可再生能源发电商颁发绿证数量、常规能源发电商碳排放量等市场出清结果传递给上层模型。在所建模型中, 可再生能源发电商参与电力日前市场和绿证市场获取收益, 常规能源发电商参与电力日前市场和碳市场获取收益。因此, 电-碳-绿证市场双层优化模型包含可再生能源利润最大化模型、常规能源发电商利润最大化模型和日前电力市场出清模型 3 个部分。

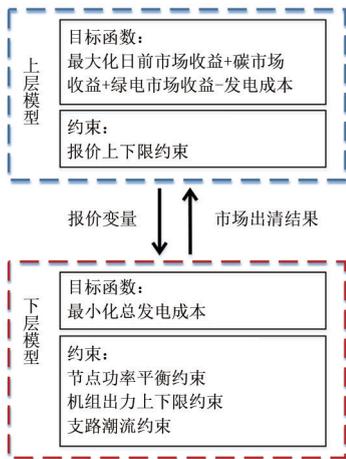


图 1 电力市场双层优化模型

### 1.3.1 上层模型 1: 可再生能源发电商利润最大化

目标函数为最大化可再生能源发电商的利润, 即日前市场出清的收益加上绿证市场的收益减去其

发电成本, 约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\phi_n^{\text{RC}}} P + p_{\text{TCC}} P - \left( \frac{1}{2} a P^2 + b P \right) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (12)$$

### 1.3.2 上层模型 2: 常规能源发电商利润最大化

目标函数为最大化常规能源发电商的利润, 即日前市场出清的收益减去其发电成本和碳排放成本, 约束为限制发电商的报价范围。

$$\begin{aligned} \max & \left[ \lambda_{\phi_n^{\text{NC}}} P - \left( \frac{1}{2} a P^2 + b P \right) - p_{\text{CET}} (e - e_f) \right] \\ \text{s.t.} & \quad b \leq b_{\text{bid}} \leq b_{\text{max}} \end{aligned} \quad (13)$$

### 1.3.3 下层模型: 日前电力市场出清

电-碳-绿证市场双层优化模型的下层模型同为第 1.1.3 节, 此处不再赘述。

## 2 基于多智能体深度强化学习的电力市场均衡求解方法

### 2.1 多智能体双延迟深度确定性策略梯度算法

在电力市场均衡问题中, 每个市场参与主体都被建模为智能体, 因此在系统中存在多个智能体, 各智能体之间的行为会相互影响, 共同推动整个系统的演化。为了解决电力市场中的多智能体系统演化问题, 多智能体强化学习 (multi-agent reinforcement learning) 方法被广泛采用。多智能体双延迟深度确定性策略梯度 (multi-agent twin delayed deep deterministic policy gradient, MATD3) 算法是一类多智能体强化学习方法。智能体系统中, 多个智能体处于相同的环境中, 它们分别独立与环境交互, 利用环境的反馈奖励更新自身策略。MATD3T 算法在解决电力市场的多智能体系统问题中表现出了较好的性能。MATD3 算法包括策略网络和价值网络。其中, 策略网络的输入是智能体  $i$  对环境的观测  $o^i$  及决策变量  $\theta^i$ , 输出动作  $a^i = \mu(o^i; \theta^i)$  控制智能体  $i$  的行为。价值网络的输入是所有  $k$  个智能体的观测, 即全局状态  $s = \{o^1, o^2, \dots, o^k\}$ , 输出  $q(s, a; \omega^i)$  用于评价智能体  $i$  动作的优劣, 可以指导策略网络改进其策略。MATD3 算法分别训练策略网络与价值网络, 训练数据是从经验回放池中取出  $t$  时段的四元组  $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ , 如式 (14) 一式 (17) 所示。

$$s_t = \{o_t^1, o_t^2, \dots, o_t^k\} \quad (14)$$

$$a_t = \{a_t^1, a_t^2, \dots, a_t^k\} \quad (15)$$

$$r_t = \{r_t^1, r_t^2, \dots, r_t^k\} \quad (16)$$

$$s_{t+1} = \{o_{t+1}^1, o_{t+1}^2, \dots, o_{t+1}^k\} \quad (17)$$

式中: $s_t$ 为 $t$ 时段的全局状态; $a_t$ 为 $t$ 时段的输出动作; $r_t$ 为 $t$ 时段的奖励回报。

训练策略网络 $\mu(o^i; \theta^i)$ 的目标是提高价值网络,对智能体 $i$ 的打分 $q(s, a; \omega^i)$ ,如式(18)所示。对策略网络的目标做蒙特卡洛近似并求梯度,然后做梯度上升更新参数 $\theta^i$ ,如式(19)一式(20)所示。

$$J^i(\theta^1, \dots, \theta^k) = E_S \{ q[S, \{\mu(o^1; \theta^1), \dots, \mu(o^k; \theta^k)\}; \omega^i] \} \quad (18)$$

$$g_{\theta^i}^i = \nabla_{\theta^i} q[s_t, \{\mu(o^1; \theta^1), \dots, \mu(o^k; \theta^k)\}; \omega^i] \quad (19)$$

$$\theta^i \leftarrow \theta^i + \beta \cdot g_{\theta^i}^i \quad (20)$$

式中: $J^i$ 为智能体 $i$ 的策略网络目标函数; $E_S$ 为状态 $s$ 的期望; $S$ 为状态 $s$ 的随机变量; $\omega^i$ 为智能体 $i$ 的策略网络参数; $g_{\theta^i}^i$ 为智能体 $i$ 的策略梯度; $\beta$ 为策略网络的学习率。

训练价值网络的目标是使其对智能体 $i$ 动作的打分 $q(s, a; \omega^i)$ 更加接近动作价值函数 $Q_{\pi}^i(s, a)$ 。从经验回放池中抽取四元组 $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ ,使用各智能体的策略网络输出 $t+1$ 时刻所有智能体的动作 $a_{t+1} = \{a_{t+1}^1, a_{t+1}^2, \dots, a_{t+1}^k\}$ ,然后计算目标和误差,如式(21)一式(22)所示;最后,做梯度下降更新参数 $\omega^i$ ,如式(23)所示,使价值网络的打分更加接近目标。

$$y_t^i = r_t^i + \gamma \cdot q(s_{t+1}, a_{t+1}; \omega^i) \quad (21)$$

$$\delta_t^i = q(s_t, a_t; \omega^i) - y_t^i \quad (22)$$

$$\omega^i \leftarrow \omega^i - \alpha \cdot \delta_t^i \cdot \nabla_{\omega^i} q(s_t, a_t; \omega^i) \quad (23)$$

式中: $y_t^i$ 为智能体 $i$ 在 $t$ 时段的价值网络时序差分(temporal difference, TD)目标; $\delta_t^i$ 为价值网络的TD误差; $\gamma$ 为折扣率; $\alpha$ 为价值网络的学习率。

## 2.2 基于多智能体深度强化学习算法的模型求解算法

使用MATD3算法求解电力市场均衡,电力市场环境下的强化学习要素设置如下:

1)智能体(Agent):参与电力市场的所有发电商都被设置为智能体,假设系统中共有 $k$ 个发电商。

2)环境(Environment):将环境定义为电力市场的出清过程,在发电商报价后电力市场进行出清并将出清结果反馈给发电商。

3)观测(Observation):定义环境反馈给发电商

的市场出清结果为发电商 $c$ 在 $t$ 时段的本地局部观测 $o_t^c$ 。

4)状态(State):定义状态 $s_t = \{o_t^1, \dots, o_t^c, \dots, o_t^k\}$ 为所有发电商 $t$ 时段局部观测的集合。

5)动作(Action):定义发电商 $c$ 在 $t$ 时段策略性报价为动作 $a_t^c$ ,所有发电商在 $t$ 时段的动作集合为 $a_t = \{a_t^1, \dots, a_t^c, \dots, a_t^k\}$ 。

6)奖励(Reward):定义奖励为 $t$ 时段电力市场出清中发电商 $c$ 的收益 $r_t^c$ ,所有发电商在 $t$ 时段的奖励集合为 $r_t = \{r_t^1, \dots, r_t^c, \dots, r_t^k\}$ 。

基于MATD3算法求解电力市场均衡模型的具体步骤如下:

1)初始化各发电商智能体的策略网络 $\theta$ 、价值网络 $\omega_a$ 和 $\omega_b$ 、目标策略 $\theta_{\text{target}}$ 网络以及目标价值网络 $\omega_{a, \text{target}}^c$ 和 $\omega_{b, \text{target}}^c$ 等参数。

2)各发电商对当前环境进行观测,并向市场环境上报价格 $b_{\text{bid}} = \{b_1^{\text{bid}}, \dots, b_c^{\text{bid}}, \dots, b_k^{\text{bid}}\}$ 。中央控制器收集所有发电商在 $t$ 时段的状态观测 $s_t = \{o_t^1, \dots, o_t^c, \dots, o_t^k\}$ ,执行市场出清程序,并将奖励 $r_t = \{r_t^1, \dots, r_t^c, \dots, r_t^k\}$ 反馈给各发电商,储存本次的状态转移矩阵四元组 $(s_t, a_t, r_t, s_{t+1})$ 。

3)按照训练频率定期更新网络参数。从经验回放池中随机抽样一个四元组的mini-batch,对于各发电商计算其目标策略网络和目标价值网络的输出,并根据目标网络对价值网络和策略网络的参数 $\omega_a$ 、 $\omega_b$ 、 $\theta$ 进行更新。

4)按照软更新频率定期更新目标网络参数。根据步骤3中计算得到的目标策略网络和目标价值网络输出,对目标网络参数 $\omega_{a, \text{target}}^c$ 、 $\omega_{b, \text{target}}^c$ 、 $\theta_{\text{target}}^c$ 进行软更新。

5)输出电力市场均衡状态下各发电商的报价策略 $b_{\text{bid}} = \{b_1^{\text{bid}}, \dots, b_c^{\text{bid}}, \dots, b_k^{\text{bid}}\}$ 。

## 3 算例研究

### 3.1 多智能体强化学习算法有效性验证

采用经过修改的IEEE 30节点测试系统进行分析验证。该系统有30个节点、41条支路、20处负荷和6台发电机组,其中:机组G1和G2为风电机组,由可再生能源发电商持有;机组G3—G6为常规能源机组,由常规能源发电商持有。发电机组参数见表1。

表 1 发电机组参数

发电 机组	接入 节点	发电 容量/MW	发电成本	
			$a/(美元 \cdot MW^{-2})$	$b/(美元 \cdot MW^{-1})$
G1	1	60	0.100	18.0
G2	2	60	0.100	20.0
G3	13	40	0.200	24.0
G4	22	50	0.175	25.0
G5	23	30	0.250	30.0
G6	27	55	0.250	32.5

使用第 1.2 节中双层优化模型和强化学习算法对测试系统的市场均衡进行求解,训练过程如图 2 所示。训练过程共 30 000 步,前 10 000 步为随机生成动作,以获得尽可能多的观测状态作为策略网络和价值网络的训练数据;后 20 000 步智能体根据策略网络生成报价动作,智能体的价值网络 and 策略网络不断训练更新,策略网络逐渐学习到最优报价策略,最后生成稳定的报价动作。从图 2 可以看出随着训练进行各智能体的报价逐渐趋于收敛。

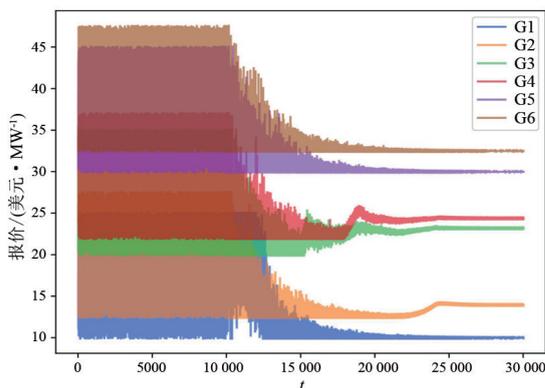


图 2 强化学习算法求解市场均衡训练过程

## 3.2 运行结果分析

### 3.2.1 碳排放配额及碳价对市场均衡点的影响

为探究碳配额对市场均衡点的影响,设置  $e_f$  为 30 t、20 t、10 t 分别对应碳配额宽松、碳配额适度收紧和碳配额严重收紧 3 种场景。同时,为探究碳价对市场均衡点的影响,设置  $p_{CET}$  从 0 至 20 美元/t 以步长 2 美元/t 递增。

碳配额和碳价对市场出清电价的影响如图 3 所示,其中场景 1、场景 2、场景 3 分别对应于碳配额宽松、碳配额适度收紧和碳配额严重收紧的场景。

从图 3 中可以看出,出清电价随碳价的升高呈上升趋势。这是因为随着碳价的升高,高排放机组发电需要花费更高的成本从碳市场中购买碳排放权,其总利润降低,因此持有高排放机组的发电商希望通过上报高于发电成本的价格以提高日前电力市

场出清电价,从而增加其在电力市场中获得的利润。

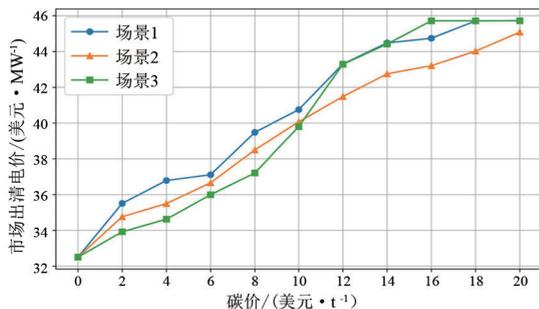


图 3 不同碳配额和碳价下的市场出清电价

在 3 个碳配额场景中:碳配额适度收紧时,市场出清电价的抬升相对较小,仅高排放机组有动力虚报成本;碳配额严重收紧时,低排放机组也需要购买碳排放权,同时高排放机组的发电利润甚至可能小于购买碳排放权的成本,因此,在该场景的仿真中常规能源发电商都存在虚报成本的行为,电价抬升较大;碳配额宽松时,碳市场对机组的发电约束较小,在碳价较低时碳市场对发电商的报价影响不大,而在碳价较高时发电商可从碳市场中交易获得较高利润,因此在该场景的仿真中,发电商倾向于在碳市场中交易,均选择在电力市场中虚报成本,导致出清电价急剧抬升。

### 3.2.2 绿证价格对市场均衡点的影响

为探究绿证价格对市场均衡点的影响,设置  $p_{TCG}$  从 0 至 10 美元/张以步长 1 美元/张递增。不同绿证价格下可再生能源发电商报价以及市场出清电价如图 4 所示。由图 4 可以看出,随着绿证价格的上升,可再生能源发电商的报价逐渐降低,最终趋于上报真实发电成本。其主要原因是可再生能源发电商在绿证市场中的收益取决于其实际发电量,若上报较高的价格,可能会使其成为边际机组导致发电量减少,从而也导致其在绿证市场的收益减少。

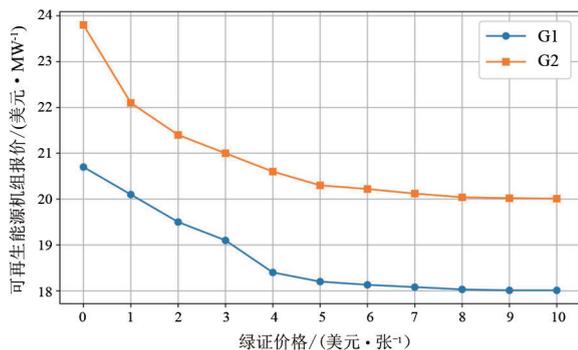


图 4 不同绿证价格下的可再生能源发电商报价

### 3.2.3 碳价与绿证价格对市场均衡点的耦合影响

为探究碳价和绿证价格对市场均衡点的影响,设置碳价从0至20美元/t以步长5美元/t递增,设置 $p_{\text{TGC}}$ 从0至10美元/张以步长2.5美元/张递增,设置碳配额为适度收紧场景。

碳价和绿证价格对市场均衡点的影响如图5所示。可以看出,市场出清电价随碳价上升而升高,随绿证价格上升而降低。

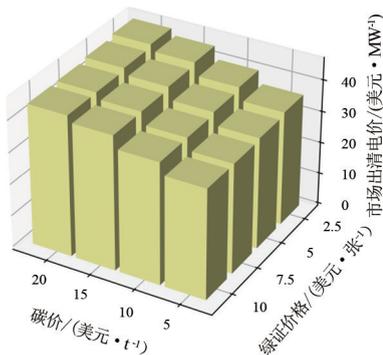


图5 不同碳价和绿证价格下的市场出清电价

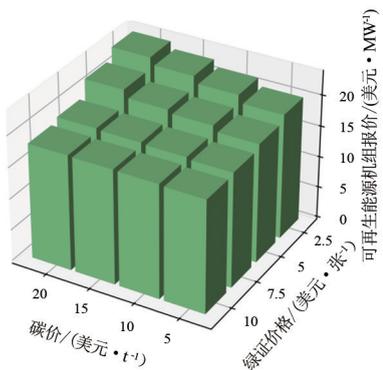


图6 不同碳价和绿证价格下的可再生能源机组报价

为了进一步研究碳价与绿电价格对发电商报价策略的耦合影响,仿真分析了不同碳价与绿证价格下可再生能源机组G1、低排放机组G5和高排放机组G3的报价,如图6—图8所示。在高碳价场景下,低排放机组倾向于在碳市场中获利,高排放机组希望抬升出清电价以增加利润,因此常规能源机组都有动力上报更高的价格。常规能源机组虚报成本使得可再生能源机组也具有上报更高价格的倾向,此时绿证市场的参与增加了可再生能源机组对自身发电量削减的风险厌恶程度,消除了其上报高价的倾向。由此得出,碳市场的参与增加了发电商在电力市场报价中使用市场力的倾向,绿证市场的参与降低了发电商在电力市场报价中使用市场力的倾向。

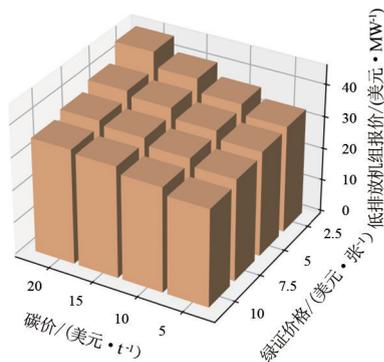


图7 不同碳价和绿证价格下的低排放机组报价

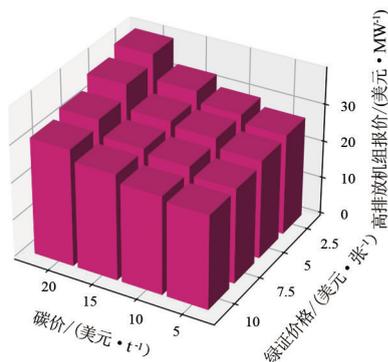


图8 不同碳价和绿证价格下的高排放机组报价

## 4 结论

上面在电力市场环境下,根据碳市场与绿证市场的交易规则分别建立了电-碳市场、电-绿证市场和电-碳-绿证市场的双层优化模型,采用强化学习方法对市场均衡进行求解,并就碳市场和绿证市场对电力市场运行的影响进行了探讨。所得主要结论如下:

1) 设置适度收紧的碳配额以及适当的碳价能够增加低排放机组的利润,有效激励低排放机组的发电意愿,对电力系统的减排作用较大;严重收紧或宽松的碳配额不能有效激励低排放机组发电,对电力系统的减排作用较小。此外,过高的碳价会导致电价飙升,扰乱电力市场运营秩序。

2) 绿证市场的参与可以增加可再生能源发电商的利润,激励可再生能源机组发电,放弃其在电力市场中的市场力,从而降低市场出清电价。

3) 市场出清电价和碳价成呈正相关,和绿证价格呈负相关,当前电力系统环境下电价受碳价的影响相对较大;碳市场的参与促进发电商在电力市场中使用市场力,而绿证市场的参与限制发电商在电力市场报价中使用市场力。

## 参考文献

- [1] 崔东君,和敬涵,程晓春,等.考虑可再生能源配额分配的电力零售市场设计[J].四川电力技术,2021,44(1):70-76.
- [2] 陈雪,李健华,武云霞,等.水风光互补系统碳电打捆交易技术及闭环回购策略[J].四川电力技术,2023,46(3):35-40.
- [3] 中华人民共和国国家发展和改革委员会.国家发展改革委关于印发《全国碳排放权交易市场建设方案(发电行业)》的通知[EB/OL].[2017-12-18].[https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghxwj/201712/t20171220\\_960930\\_ext.html](https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghxwj/201712/t20171220_960930_ext.html).
- [4] 国家能源局.国家发改委、财政部、国家能源局联合印发《关于做好可再生能源绿色电力证书全覆盖工作 促进可再生能源电力消费的通知》[EB/OL].[2023-07-25].[http://zfxgk.nea.gov.cn/2023-07/25/c\\_1310735434.htm](http://zfxgk.nea.gov.cn/2023-07/25/c_1310735434.htm).
- [5] 中华人民共和国国家发展和改革委员会.还原绿色电力属性,助力"双碳"目标达成——《绿色电力交易试点工作方案》解读[EB/OL].[2021-09-27].[https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fgzy/xmtjd/202109/t20210927\\_1297840.html](https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fgzy/xmtjd/202109/t20210927_1297840.html).
- [6] 中华人民共和国国家发展和改革委员会.国家发展改革委、国家统计局、国家能源局联合印发《关于进一步做好新增可再生能源消费不纳入能源消费总量控制有关工作的通知》[EB/OL].[2012-11-16].[https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/jd/jd/202211/t20221116\\_1341436.html](https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/jd/jd/202211/t20221116_1341436.html).
- [7] 尚楠,陈政,卢治霖,等.电力市场、碳市场及绿证市场互动机理及协调机制[J].电网技术,2023,47(1):142-154.
- [8] 舒畅,钟海旺,夏清.基于优化理论市场化的日前电力市场机制设计[J].电力系统自动化,2016,40(2):55-62.
- [9] GUO H Y, CHEN Q Z, XIA Q, et al. Electricity wholesale market equilibrium analysis integrating individual risk-averse features of generation companies[J]. Applied Energy, 2019, 252: 113443.
- [10] WANG C, WEI W, WANG J H, et al. Strategic offering and equilibrium in coupled gas and electricity Markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 290-306.
- [11] DAI T, QIAO W. Finding equilibria in the pool-based electricity market with strategic wind power producers and network constraints[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 389-399.
- [12] YE Y J, PAPADASKALOPOULOS D, STRBAC G. Investigating the ability of demand shifting to mitigate electricity producers' market power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3800-3811.
- [13] RAHIMIYAN M, MASHHADI H R. An Adaptive Q-Learning algorithm developed for agent-based computational modeling of electricity market[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2010, 40(5): 547-556.
- [14] 樊东,毛锐,文旭,等.新型电力系统背景下可再生能源参与电力市场交易策略研究[J].四川电力技术,2021,44(5):64-70.
- [15] DU Y, LI F, ZANDI H, et al. Approximating Nash equilibrium in day-ahead electricity market bidding with multi-agent deep reinforcement Learning[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(3): 534-544.

## 作者简介:

马天男(1992),男,博士,高级工程师,主要从事能源电力规划、电力市场、电力技术经济等领域研究;

向明旭(1994),男,博士,助理研究员,主要从事电力系统运行优化、电力市场等领域研究;

魏阳(1987),女,硕士,高级经济师,主要从事电力低碳经济、大数据应用研究。

(收稿日期:2023-07-12)

# 欢迎投稿

# 欢迎订阅