

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230549

## 考虑隐私保护和去中心化的分布式能源交易模式研究

裴林<sup>1</sup>, 黄成<sup>2</sup>, 杨啸<sup>1</sup>, 赵勇<sup>1</sup>, 丁强<sup>3</sup>, 俞耀文<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学人工智能与自动化学院, 湖北 武汉 430074; 2. 国网江苏省电力公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103; 3. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192)

**摘要:** 为了缓解配电网分布式能源交易市场存在的计算压力大、个人隐私难以保护和抗干扰能力弱等问题, 设计了一个考虑隐私保护和去中心化的分布式能源交易模式。首先, 以社会福利最大化为目标构建了一个集中式的统一优化模型。然后, 基于梯度上升和对偶分解方法对集中式模型进行分解, 得到了相应的分布式的优化模型。进一步采用扩散策略, 提出了一种基于组合适应的共识算法, 旨在不引入市场组织者的情况下, 仅通过主体间传递交易电价和供需不平衡电量等部分信息来实现市场的最优出清, 并同时保护市场主体的个人隐私和减轻计算压力。最后, 算例分析验证了该交易模式的有效性, 以及在新能源出力不确定、市场主体加入退出等因素影响下的鲁棒性和可拓展性。

**关键词:** 分布式能源交易; 去中心化; 隐私保护; 扩散策略; 共识算法

### A distributed energy trading model considering privacy protection and decentralization

PEI Lin<sup>1</sup>, HUANG Cheng<sup>2</sup>, YANG Xiao<sup>1</sup>, ZHAO Yong<sup>1</sup>, DING Qiang<sup>3</sup>, YU Yaowen<sup>1</sup>

(1. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;  
2. State Grid Jiangsu Electric Power Company Research Institute, Nanjing 211103, China;  
3. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

**Abstract:** To alleviate the problems of high computational burden, difficulties in privacy protection, and weak anti-interference ability in the distributed energy trading market on the distribution network, this paper designs a distributed energy trading model that considers privacy protection and decentralization. First, it constructs a centralized unified optimization model with the goal of maximizing social welfare. Then, the centralized model is decomposed into the corresponding distributed optimization model based on the gradient rise method and dual decomposition. Further, a consensus algorithm based on the combined adaptation is proposed by employing a diffusion strategy. The aim is to achieve optimal market clearing by only transmitting information such as the electricity price and supply-demand imbalance among entities without introducing market organizers, while protecting the personal privacy of market entities and alleviating computational burden. Finally, case studies are conducted to validate the effectiveness of the proposed trading model, as well as its robustness under factors such as the uncertainty of new energy power, market entities joining and exiting, and its scalability.

This work is supported by the Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 1400-202099523A-0-0-00).

**Key words:** distributed energy trading; decentralization; privacy protection; diffusion strategy; consensus algorithm

## 0 引言

为助力“碳达峰, 碳中和”目标的实现, 我国需要推动以化石能源为主的能源结构转型, 并加快

构建以新能源为主体的新型电力系统。然而, 风电、光伏等新能源受地理位置、气象条件等自然因素的限制, 其出力具有较大的随机性和间歇性。电力系统为了能有效地消纳这些新能源, 需要极大地消耗备用、惯性等电力资源来缓解功率平衡压力, 这给系统的安全稳定运行带来了巨大压力<sup>[1-3]</sup>。

基金项目: 国网总部科技项目资助(1400-202099523A-0-0-00)

建立配电网分布式能源交易市场,是促进新能源本地消纳的主要手段之一。相关模式依据交易方式的不同一般可分为中心化和去中心化两类,前者需要引入一个非盈利的中心机构(如市场运营者等)组织市场主体交易,并进行统一出清;后者则需要借助市场主体间的匹配谈判、区块链技术和去中心化算法等来实现分布式交易,进而实现市场出清。

国内外学者对中心化的分布式能源交易问题的研究已取得了一定成果。文献[4]提出了分布式能源交易市场的集中统一出清模型,拟通过中心机构收集各市场主体的个人购售电信息,并采用双边拍卖或者集中统一优化方式来实现市场出清。然而,随着市场主体数量的增加,中心机构的计算压力与运营负担会随之加重<sup>[5]</sup>。对此,文献[6]基于交替方向乘子法,将集中统一优化问题分解为多个子问题,以分布式迭代求解方式来实现市场出清。这类研究虽然在一定程度上缓解了中心机构的计算和运营压力,但是由于存在中心机构,其本质仍是一种中心化的集中交易方式,个人隐私安全难以得到保障,市场交易也易受中心机构宕机引发的故障影响。

为缓解上述问题,学者们提出了去中心化的交易方式。文献[7]将云计算运用于分布式能源交易市场的交易匹配中,借助市场成员间的自由匹配和谈判达成电力交易;文献[8]利用不同主体间的偏好信息,设计了一种信誉机制来刻画交易意愿,旨在支持市场主体匹配最佳的交易对象,并促进交易的去中心化;文献[9]采用强化学习算法,对谈判对象过去的行动信息、交易时间以及天气等因素进行分析和学习,为去中心化交易提供决策支持。实际上,由于地理位置、通信条件等因素的限制,市场主体可选择的交易对象往往有限,上述基于匹配谈判的去中心化交易一般难以实现交易市场福利的最大化。

区块链以其去中心化的特性可应用于分布式能源交易中。文献[10-11]分别提出了一个基于区块链的分布式能源 P2P(peer-to-peer)交易框架,其中市场主体可在区块链上发布需求并寻找潜在的交易对象;文献[12]提出一种基于区块链和市场机制的新能源消纳优化调度策略,通过区块链技术完成电力市场交易的匹配和结算,实现电力市场交易的快速安全结算;文献[13]基于区块链和梯度修正法,在没有中心机构参与的情况下实现了分布式能源最优的经济调度;文献[14]采用区块链设计了一个基于挂牌交易的去中心化能源交易模式,实现了分布式能源交易市场的自组织、自维护和自监督。上述研究在区块链上部署智能合约来实现交易的去中心化,实现了分布式能源的交易,然而还存在两方面

的问题:一方面,区块链技术的应用需要搭建区块链软件和硬件环境(如建立联盟链和配套系统),并设计合理的代币和矿工的外生激励机制,且各节点维护区块链账本需要使用大量的储存设备,会造成较高的运行和维护成本;另一方面,某些特殊场景下,调用智能合约实现市场出清需进行复杂的分配计算和结果认证,可能会难以适用分布式能源频繁交易的复杂场景。

相较于区块链技术,本文拟研究的共识算法是一种基于内生激励的算法,可以在无组织者的情况下,通过成员间的信息交流、更新迭代来促使所有成员对某个状态信息(如交易电价)达成一致。迭代过程中,算法仅关注收敛结果,不需要各节点对交易结果进行数据验证,可减少计算资源的使用,提高交易效率,且不需要额外昂贵的硬件设备,因而泛化能力更强。近年来,相关学者基于这一算法对分布式能源交易展开了相关研究。文献[15-16]采用共识算法实现了分布式能源的去中心化经济调度,但其中设定的购售电双方的地位并不平等,算法稳定性差;文献[17]基于共识算法实现了各市场主体完全平等的去中心化交易,但所提算法的收敛性较慢;文献[18]对共识算法进行了改进,减少了迭代次数,然而该算法在一次迭代中需要分两次传递信息,又加长了算法的实际执行时间。上述基于共识算法的研究实现了分布式能源的去中心化交易,但是采用的算法大多存在稳定性或收敛性等问题。

综上所述,现有的分布式能源交易市场的研究存在如下问题或不足:(1)中心化的分布式能源交易市场存在计算压力大、个人隐私难以保护、抗干扰能力弱等问题;(2)基于区块链实现市场出清,需要搭建相应的软件和硬件环境,且分配计算较为复杂,需要进行结果认证;(3)去中心化的分布式能源交易市场难以实现最优决策,且算法稳定性低、收敛性不理想等。为此,本文提出了一种将扩散策略与共识算法相结合的去中心化分布式能源交易模式。首先,针对含有新能源机组、小型火电机组以及柔性负荷的能源交易市场,建立了一个以社会福利最大化为目标的、集中式的统一优化模型;然后,采用梯度上升和对偶分解方法,将其转化为分布式交易模型;接着,采用共识算法将该分布式模型的求解去中心化,旨在在不引入中心机构的情况下实现市场交易,并进一步采用扩散策略对相关算法进行改进,提高算法的收敛性能;最后,采用算例分析验证了该方法的可行性。本文的贡献或创新主要有:

1) 提出了一种可保护市场主体个人隐私和去中心化的分布式能源交易模式。该模式下,所有市

场主体可自由建立信息连接, 平等参与市场交易, 且仅需要传递或交换交易电价和供需不平衡电量等部分信息, 就可在保护个人隐私的同时实现社会福利最大化的市场出清。

2) 结合扩散策略, 提出了一种基于组合适应的共识算法。该算法仅需要部分信息传递或交换即可完成迭代更新, 并具有良好的抗干扰能力和收敛性能。

## 1 分布式能源交易市场的交易模型

### 1.1 市场主体

分布式能源交易市场的主体包括风电和光伏等新能源发电商  $\Omega_w$ 、小型燃气机组等火力发电商  $\Omega_g$  以及可调控工业负荷等柔性负荷  $\Omega_D$  等。  $\Omega_w$  和  $\Omega_g$  拥有至少 1 台以上的发电机组, 且各主体之间能建立信息链接, 进行信息交换。市场中所有主体的集合为  $\Omega$ , 且  $\Omega = \Omega_w \cup \Omega_g \cup \Omega_D$ ,  $\Omega$  中主体的个数为  $N$ 。数学模型如下。

#### 1) 新能源发电商

通常, 新能源发电商的发电边际成本很低, 几乎可视为 0, 其参与本地的分布式能源交易, 出售电力的最低价格不会低于与配电网运营商交易的上网电价。新能源发电商  $f (f \in \Omega_w)$  的成本函数  $C_f^W(P_f^W)$  可表示为

$$C_f^W(P_f^W) = b_f^W P_f^W \quad (1)$$

式中:  $b_f^W$  为其价格系数或上网电价;  $P_f^W$  为发电商  $f$  的交易电量, 满足约束  $0 \leq P_f^W \leq P_f^{W \max}$ ,  $P_f^{W \max}$  为交易电量的最大值。

#### 2) 火力发电商

火力发电商  $g (g \in \Omega_g)$  的成本函数  $C_g^G(P_g^G)$  可用式(2)所示二次函数<sup>[9]</sup>表示。

$$C_g^G(P_g^G) = a_g^G (P_g^G)^2 + b_g^G P_g^G \quad (2)$$

式中:  $a_g^G$  和  $b_g^G$  为其成本函数的系数;  $P_g^G$  为发电商  $g$  的发电量, 满足约束  $P_g^{G \min} \leq P_g^G \leq P_g^{G \max}$ ,  $P_g^{G \max}$  和  $P_g^{G \min}$  分别为出力的上下限。

#### 3) 柔性负荷

柔性负荷  $l (l \in \Omega_D)$  的效用函数  $U_l(D_l)$  可用式(3)所示分段函数<sup>[16]</sup>表示。

$$U_l(D_l) = \begin{cases} a_l^D (D_l)^2 + b_l^D D_l, & D_l \leq \frac{-b_l^D}{2a_l^D} \\ \frac{-(b_l^D)^2}{4a_l^D}, & D_l > \frac{-b_l^D}{2a_l^D} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $a_l^D$  和  $b_l^D$  分别为其效用函数的系数;  $D_l$  为柔

性负荷  $l$  的需求, 满足约束  $D_l^{\min} \leq D_l \leq D_l^{\max}$ ,  $D_l^{\max}$  和  $D_l^{\min}$  分别为需求的上下限。

### 1.2 集中式优化模型与分布式优化模型

#### 1) 集中式优化模型

当采用传统集中式优化时, 系统运营商需收集所有市场主体的效用及成本信息, 并以社会福利最大化为目标进行集中统一的优化出清。本文以最小化社会福利的负值为目标函数构建集中式优化模型, 如式(4)一式(8)所示。

$$\min_{P_f^W, P_g^G, D_l} \sum_{f \in \Omega_w} C_f^W(P_f^W) + \sum_{g \in \Omega_g} C_g^G(P_g^G) - \sum_{l \in \Omega_D} U_l(D_l) \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{f \in \Omega_w} P_f^W + \sum_{g \in \Omega_g} P_g^G = \sum_{l \in \Omega_D} D_l \quad (5)$$

$$0 \leq P_f^W \leq P_f^{W \max}, f \in \Omega_w \quad (6)$$

$$P_g^{G \min} \leq P_g^G \leq P_g^{G \max}, g \in \Omega_g \quad (7)$$

$$D_l^{\min} \leq D_l \leq D_l^{\max}, l \in \Omega_D \quad (8)$$

其中式(5)表示供需平衡约束; 式(6)和式(7)分别表示新能源和火力发电商的出力区间约束; 式(8)表示柔性负荷需求的上下限约束。

#### 2) 分布式优化模型

系统运营商可求解上述集中式优化模型实现市场出清。然而, 当市场主体数量不断增加时, 系统运营商将会承受计算压力。为解决这一问题, 本文采用拉格朗日乘数法和对偶分解理论, 将集中式优化问题分解为等价的分布式优化模型。在该模型中, 系统运营商可以引导和协调各市场主体求解其自身的优化子问题来实现市场出清。由于集中式优化问题被分解为多个子优化问题, 问题的求解规模降低, 模型求解的计算压力能有效降低。分布式优化模型的构造过程如下所述。

首先, 构造集中优化模型的拉格朗日函数, 如式(9)所示。

$$L(P_f^W, P_g^G, D_l, \lambda) = \sum_{f \in \Omega_w} C_f^W(P_f^W) + \sum_{g \in \Omega_g} C_g^G(P_g^G) - \sum_{l \in \Omega_D} U_l(D_l) + \lambda \left( \sum_{l \in \Omega_D} D_l - \sum_{f \in \Omega_w} P_f^W - \sum_{g \in \Omega_g} P_g^G \right) \quad (9)$$

式中,  $\lambda$  为与式(5)对应的对偶变量, 代表交易电价。注意, 式(9)并未包含不等式约束式(6)一式(8), 原因是这些约束仅与各发电商及柔性负荷有关, 可以直接作为后续发电商和柔性负荷商的优化子问题的约束条件, 故不需要考虑。

然后, 由强对偶理论可得, 集中优化问题的拉格朗日对偶问题可表示为

$$\max_{\lambda} \left( \inf_{P_f^W, P_g^G, D_l} L(P_f^W, P_g^G, D_l, \lambda) \right) \quad (10)$$

式(10)对应着原问题最优目标函数值的下界,

最优值  $\lambda^*$  即是原问题取最优值的对偶变量值<sup>[20]</sup>。当  $\lambda^*$  确定时, 由式(9)可得, 各市场主体最优购售电量的求解相互独立, 且互不影响, 故式(10)可分解为以下 3 个子问题。

$$P_f^{W*} = \arg \min_{0 \leq P_f^W \leq P_f^{W \max}} (C_f^W(P_f^W) - \lambda^* P_f^W), f \in \Omega_W \quad (11)$$

$$P_g^{G*} = \arg \min_{P_g^{G \min} \leq P_g^G \leq P_g^{G \max}} (C_g^G(P_g^G) - \lambda^* P_g^G), g \in \Omega_G \quad (12)$$

$$D_l^* = \arg \min_{D_l^{\min} \leq D_l \leq D_l^{\max}} (\lambda^* D_l - U_l(D_l)), l \in \Omega_D \quad (13)$$

最后, 式(10)是关于  $\lambda$  的凸优化问题, 可采用梯度上升法, 从  $\lambda$  处沿梯度方向前进来寻找最优值  $\lambda^*$ 。因此, 采用分布式迭代方式<sup>[21]</sup>对式(10)进行求解。具体步骤为: 首先, 系统运营商确定价格信息  $\lambda(k)$ , 并将其发布给各市场主体; 然后, 各市场主体根据  $\lambda(k)$  及式(11)~式(13)求解最优购售电量, 并上报系统运营商; 接着, 系统运营商根据式(14)计算电力市场的总不平衡电量  $e(k)$ , 并依据式(15)对交易电价进行更新, 且重复此过程; 最后, 当  $\lambda(k)$  和  $e(k)$  的变化幅度小于设定的收敛阈值时, 达到收敛。

$$e(k) = \sum_{l \in \Omega_D} D_l(k) - \sum_{f \in \Omega_W} P_f^W(k) - \sum_{g \in \Omega_G} P_g^G(k) \quad (14)$$

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) + \varepsilon e(k) \quad (15)$$

式中:  $k$  为迭代次数;  $\varepsilon$  为迭代的更新步长。

上述分布式交易模型虽然在一定程度上缓解了集中优化模型下系统运营商的计算和协调压力, 但是该模型的求解仍需诸如系统运营商一类的中心机构的协助。因此, 系统运营商可以根据市场成员在不同电价下的购售电量推测其成本信息, 隐私保护问题依旧没有解决。另外, 系统运营商承担着更新价格信息责任, 当其因故障宕机时, 该交易过程将停滞, 这是中心化市场的一个缺陷。

需要说明的是, 在本文所提的分布式能源交易模式下, 交易电价由发电商和柔性负荷商共同决定, 市场出清时发电商的发电成本最小, 柔性负荷的用电效用最大, 实现双方共赢, 且保证社会的整体效益。相较于传统系统运营商设置交易电价、通过补贴柔性负荷商收益激励其参与调控的方法, 所提模式下柔性负荷商交易主动性更高, 其响应电价用电隐含在了交易电价的优化中, 故模型中并未直接体现柔性负荷参与调控的服务费。

## 2 去中心化交易设计

### 2.1 交易方式

为加强交易中市场主体隐私的保护, 本文提出一种去中心化的分布式能源交易模式。各主体不再

依靠系统运营商, 而是通过其自身与邻接主体的信息交换, 在保护个人隐私信息的同时, 实现分布式迭代优化, 且当迭代收敛时, 完成市场的最优出清。

以 4 节点电力系统为例, 各主体的信息交流包含发电商与发电商、发电商与柔性负荷、柔性负荷与柔性负荷等多场景, 同时也存在发电商与柔性负荷无信息交流等场景。为了模拟实际中多种场景, 构建了如图 1 所示的信息交流网络。该网络中无系统运营商节点, 节点 1 和 2 代表发电商, 节点 3 和 4 代表柔性负荷, 节点(主体)间的双向箭头代表二者能够交换信息。在信息交流网络构成强连通图的前提下, 各节点间也可以建立单、双向信息连接, 本文以双向信息连接为例进行表述。需要说明的是, 节点 2 与柔性负荷节点 3、4 没有双向箭头, 对应发电商与柔性负荷无信息交流这一实际场景。

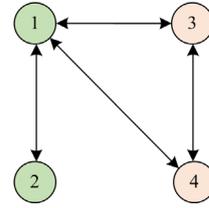


图 1 4 节点电力系统的信息交流网络

Fig. 1 Communication network of 4-node power system

以节点 3 为例, 在去中心化的交易模式中, 其在迭代过程中会收到来自节点 1 和 4 的交易电价和不平衡电量信息, 并据此更新个人信息, 求解其个人的最优购电量, 从而完成一次迭代。显然, 各节点在迭代过程中不需要系统运营商统一发布交易电价, 所以其交易电价不再保持一致。但是, 随着迭代次数的增加, 所有节点的交易电价都会向着最优的市场出清价收敛; 同时, 各节点不平衡电量的总和等于整个市场的总供需不平衡电量, 保证当完成市场出清时, 总供需不平衡电量为 0。这些收敛性性质将在后续得到证明。

### 2.2 交易算法

为实现各市场主体以去中心化的方式进行交易, 本文结合文献[22]扩散策略中的组合适应机制与文献[15]中的共识算法, 提出了一种基于组合适应的共识算法(combine then adapt based consensus algorithm, CTACA), 能够保障分布式交易各主体的个人隐私以及去中心化交易与中心化交易的结果等价。

#### 1) 算法基础

记以  $V(G)$  为市场主体集合、 $E(G)$  为边集合的强连通有向图  $G = \{V(G), E(G)\}$ , 其主体  $i \in V(G)$  的入度邻居集合被定义为  $N_i^+ = \{j | (j, i) \in E(G)\}$ , 出

度邻居集合定义为  $N_i^- = \{j | (i, j) \in E(G)\}$ , 其中  $j$  也代表市场主体,  $V(G) = \Omega$ 。此外, 集合  $N_i^+$  和  $N_i^-$  中的元素个数分别记为  $d_i^+$  和  $d_i^-$ , 并分别称为市场主体  $i$  的入度和出度。对图  $G$ , 定义权重矩阵  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$ , 其各元素的取值规则如式(16)和式(17)所示。

$$x_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_i^+ + 1} & j \in N_i^+ \cup \{i\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$y_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{d_j^- + 1} & i \in N_j^- \cup \{j\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

## 2) 算法流程

CTACA 算法涉及的变量包括交易电价  $\lambda$ 、中间变量  $\lambda'$ 、售电量  $P$ 、购电量  $D$  以及不平衡电量  $e$ 。针对市场主体  $i, j \in \Omega$ , 算法的迭代计算公式如式(18)一式(20)所示。

$$\lambda'_i(k+1) = \sum_{j \in \Omega} x_{ij} \lambda_j(k) \quad (18)$$

$$e_i(k+1) = \sum_{j \in \Omega} y_{ij} e_j(k) - \Delta d_j \quad (19)$$

$$\lambda_i(k+1) = \lambda'_i(k+1) + \varepsilon e_i(k+1) \quad (20)$$

式中:  $\lambda_j(k)$  和  $e_j(k)$  分别代表第  $k$  次迭代时主体  $j$  的交易电价和不平衡电量;  $\Delta d_j$  代表相邻两次迭代主体  $j$  的购电量或售电量的差值。

通过相邻节点的信息交换, 可以帮助各市场主体实现去中心化交易。需要说明的是, 与传统的共识算法不同, 本文在式(18)中引入中间变量  $\lambda'$ , 使用扩散策略中的组合适应机制<sup>[22]</sup>, 借助  $\lambda'$  间接地实现对  $\lambda$  的更新。算法的具体流程如图 2 所示。

CTACA 算法的具体步骤如下。

(1) 所有的市场主体, 包括各发电商和柔性负荷, 自由建立信息连接, 并使整个通信网络构成一个强连通图; 再根据式(16)和式(17)计算迭代权重  $x_{ij}$  和  $y_{ij}$ , 同时, 迭代时长设定为交易间隔  $T$ 。

(2) 初始化迭代条件。每个市场主体  $i \in \Omega$  初始化自身的交易电价  $\lambda_i(0) \geq 0$ , 大小可自由设置, 且不要求相同; 新能源和火力发电商根据  $\lambda_i(0)$  分别求解式(11)和式(12), 得到其初始的最优售电量  $P_i^w(0)$  或  $P_i^g(0)$ , 初始不平衡电量  $e_i^p(0)$  设置为  $-P_i^w(0)$  或  $-P_i^g(0)$ ; 柔性负荷求解式(13)可得其初始购电量  $D_i(0)$ , 初始不平衡电量  $e_i^d(0)$  设置为  $D_i(0)$ 。

(3) 开始迭代。首先, 每个市场成员通过与自身邻接的主体交换个人的交易电价  $\lambda_i(k)$  和不平衡电

量  $e_i(k)$  信息, 并根据式(18)对中间变量  $\lambda'_i(k+1)$  进行更新; 接着, 各市场主体根据中间变量求解式(11)一式(13)得到购售电量, 其中发电商和柔性负荷依据式(19)更新其不平衡电量; 最后, 根据式(20)更新交易电价  $\lambda_i(k+1)$ , 并记录交易时间  $t$ 。

(4) 重复步骤(3), 直至迭代时间  $t \geq T$  时结束。

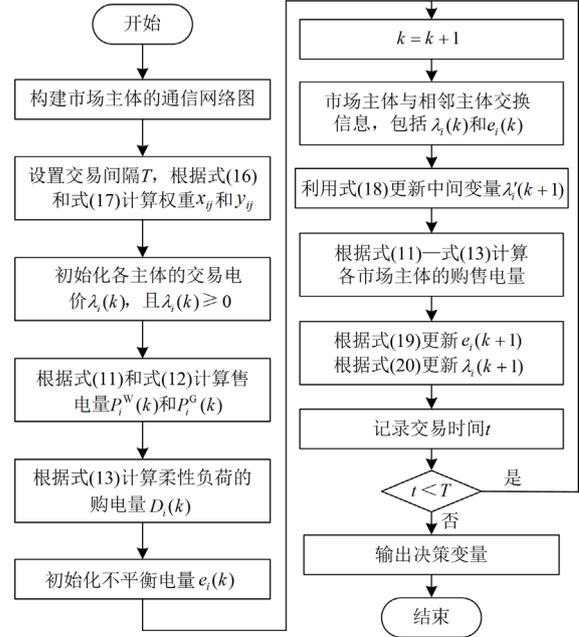


图 2 CTACA 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of CTACA algorithm

综上, 在所提分布式交易模式中, 市场主体通过与相邻主体交换自身的电价和不平衡电量信息, 利用局部信息进行迭代优化, 从而达到多主体交易的全局收敛, 即市场出清。在迭代过程中, 多主体参与交易的交易电价是由发电商和柔性负荷商共同决定, 且随着迭代次数的增加逐渐收敛。当交易电价收敛至相同值时, 代表市场出清完成, 此时的收敛电价为多主体参与交易的市场出清电价。此外, CTACA 算法在迭代中传递的信息只有  $\lambda_i$  与  $e_i$ , 而这两者都是基于各自节点信息及其相邻节点的信息计算而来的, 仅据此难以对市场成员的真实信息进行推断, 保护了个人隐私。

## 2.3 算法性质证明

为表述方便, 首先将发电商与柔性负荷统一视为一类可以同时售电和购电的市场主体。对于发电商  $f \in \Omega_w$  和  $g \in \Omega_g$ , 其购电量始终为 0; 对于柔性负荷  $l \in \Omega_d$ , 其售电量始终为 0。基于此, 将式(19)改写为

$$e_i(k+1) = \sum_{j \in \Omega} y_{ij} e_j(k) - (P_i(k+1) - P_i(k)) + (D_i(k+1) - D_i(k)) \quad (21)$$

进而, 将 CTACA 算法的迭代更新公式改写为向量形式, 如式(22)所示。

$$\begin{cases} \lambda'(k+1) = X\lambda(k) \\ \mathbf{P}(k+1) = \beta\lambda'(k+1) + \mathbf{a} \\ \mathbf{D}(k+1) = \delta\lambda'(k+1) + \gamma \\ \mathbf{e}(k+1) = \mathbf{Y}\mathbf{e}(k) - [\mathbf{P}(k+1) - \mathbf{P}(k)] + [\mathbf{D}(k+1) - \mathbf{D}(k)] \\ \lambda(k+1) = \lambda'(k+1) + \varepsilon\mathbf{e}(k+1) \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $\lambda$ 、 $\lambda'$ 、 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{a}$ 、 $\gamma$  和  $\mathbf{e}$  分别为  $\lambda_i$ 、 $\lambda'_i$ 、 $P_i$ 、 $D_i$ 、 $\alpha_i$ 、 $\gamma_i$  和  $e_i$  的  $N$  维列向量表示;  $\beta = \text{diag}([\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N])$ ,  $\delta = \text{diag}([\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N])$ ,  $\beta$ 、 $\delta$ 、 $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  均为  $N \times N$  的方阵,  $\beta_N$  和  $\delta_N$  分别为发电商的发电量参数和柔性负荷商的用电量参数。注意, 文中的所有向量均设为列向量。

定理: 基于式(22)的 CTACA 算法能够收敛到集中统一优化模型(式(4)一式(8))的最优解。

证明: 本文将先证明没有购售电量上下限约束情况下 CTACA 算法的性质, 然后在附录 A 中推广到存在约束的情况。

#### 1) 收敛性

首先, 基于式(22), 将  $\lambda$  和  $\mathbf{e}$  的迭代公式改写为式(23)的形式。

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \lambda(k+1) \\ \mathbf{e}(k+1) \end{bmatrix}_{2N \times 1} = \mathbf{Z}_0 \begin{bmatrix} \lambda(k) \\ \mathbf{e}(k) \end{bmatrix}_{2N \times 1} \\ \mathbf{Z}_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \varepsilon \mathbf{I} \\ (\delta - \beta)\mathbf{X} - \delta + \beta & \mathbf{Y} - \varepsilon\beta + \varepsilon\delta \end{bmatrix}_{2N \times 2N} \end{cases} \quad (23)$$

式中,  $\mathbf{I}$  为  $N \times N$  的单位矩阵。

显然, 若要证明 CTACA 算法收敛, 则先要证明式(23)中矩阵  $\mathbf{Z}_0$  的  $k$  次方收敛。为此, 首先将  $\mathbf{Z}_0$  进一步分解为  $\mathbf{Z}$  和  $\varepsilon\mathbf{A}$  两部分, 如式(24)所示。

$$\mathbf{Z}_0 = \mathbf{Z} + \varepsilon\mathbf{A} \quad (24)$$

式中:  $\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} \mathbf{X} & \mathbf{O} \\ (\delta - \beta)\mathbf{X} - \delta + \beta & \mathbf{Y} \end{bmatrix}_{2N \times 2N}$ ,  $\mathbf{O}$  为  $N \times N$

的零矩阵;  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \delta - \beta \end{bmatrix}_{2N \times 2N}$ ;  $\mathbf{Z}_0$  可以看作矩阵

$\mathbf{Z}$  受到  $\varepsilon\mathbf{A}$  扰动后的结果。

由于  $\mathbf{Z}$  是一个分块下三角矩阵, 所以  $\mathbf{Z}$  的特征值由矩阵对角线上  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  的特征值构成<sup>[16]</sup>。考虑  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  的谱半径为 1, 故其特征值绝对值的最大值应为 1, 于是  $\mathbf{Z}$  的特征值  $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$ 、 $\dots$ 、 $\sigma_{2N}$  满足  $1 = \sigma_1 = \sigma_2 > |\sigma_3| \geq \dots \geq |\sigma_{2N}|$ 。

$\mathbf{Z}$  受  $\varepsilon\mathbf{A}$  的扰动后, 由文献[23]知,  $\mathbf{Z}$  的特征值  $\sigma$  可以表示为  $\varepsilon$  的连续函数, 且当  $\varepsilon > 0$  并较小时,  $\frac{d(\sigma_1(\varepsilon))}{d\varepsilon}$  和  $\frac{d(\sigma_2(\varepsilon))}{d\varepsilon}$  存在, 并可以由矩阵  $\mathbf{L}^T \mathbf{A} \mathbf{R}$  的

特征值进行量化。其中  $\mathbf{L}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{I}^T(\beta - \delta) & \mathbf{I}^T \\ \boldsymbol{\omega}^T & \boldsymbol{\theta}^T \end{bmatrix}_{2 \times 2N}$ ,

$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ \mathbf{v} & \boldsymbol{\varphi}\mathbf{v} \end{bmatrix}_{2N \times 2}$ ,  $\boldsymbol{\omega}$ 、 $\mathbf{v}$  和  $\mathbf{I}$  均为  $N$  维列向量, 且

满足  $\boldsymbol{\omega} > \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{I}^T \boldsymbol{\omega} = 1$  和  $\mathbf{v} > \mathbf{0}$ ,  $\mathbf{v}^T \mathbf{I} = 1$ ,  $\boldsymbol{\varphi}$  为辅助参数, 且  $\boldsymbol{\varphi} = -\sum_{i=0}^N (\beta_i - \delta_i) < 0$ , 故  $\mathbf{L}^T \mathbf{A} \mathbf{R} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{v} & \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{v} \end{bmatrix}_{2 \times 2}。$$

这里,  $\mathbf{L}^T \mathbf{A} \mathbf{R}$  的两个特征值分别 0 和  $\boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{v}$ , 所以  $\frac{d(\sigma_1(\varepsilon))}{d\varepsilon} = 0$ ,  $\frac{d(\sigma_2(\varepsilon))}{d\varepsilon} = \boldsymbol{\varphi} \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{v} < 0$ 。当  $\varepsilon > 0$  且

较小时,  $\sigma_1(\varepsilon)$  不会随  $\varepsilon$  变化, 即  $\sigma_1(\varepsilon) = 1$ , 而  $\sigma_2(\varepsilon)$  会减小。故存在一个很小的正扰动  $\varepsilon_1$ , 满足  $\sigma_1(\varepsilon_1) = 1$ ,  $|\sigma_2(\varepsilon_1)| < 1$ ; 对于其他特征值, 其本就满足  $|\sigma_i| < 1$ , 故必存在一个小的正扰动  $\varepsilon_2$ , 使得  $\forall i = 3, 4, \dots, 2N$ , 有  $|\sigma_i(\varepsilon_2)| < 1$ 。

$\mathbf{Z}$  受  $\varepsilon\mathbf{A}$  扰动得到  $\mathbf{Z}_0$ ,  $\mathbf{Z}_0$  的特征值即为  $\sigma(\varepsilon)$ , 所以当  $\varepsilon \in (0, \min(\varepsilon_1, \varepsilon_2))$  时,  $\mathbf{Z}_0$  的特征值满足  $1 = \sigma_1^* > |\sigma_2^*| \geq \dots \geq |\sigma_{2N}^*|$ , 其中  $\sigma_{2N}^*$  代表  $\mathbf{Z}_0$  的第  $2N$  个特征值。

复数域上任何一个方阵都相似于一个 Jordan 矩阵<sup>[24]</sup>, 即存在  $2N \times 2N$  的可逆矩阵  $\mathbf{K}$ , 使得

$$\mathbf{K}^{-1} \mathbf{Z}_0 \mathbf{K} = \mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1(\sigma_1^*) & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{J}_s(\sigma_{2N}^*) \end{bmatrix}_{2N \times 2N} \quad (25)$$

式中:  $\mathbf{J}_i$  为 Jordan 矩阵  $\mathbf{J}$  中特征值  $\sigma_i^*$  对应的 Jordan 块,  $i = 1, 2, \dots, s$ ;  $s$  为 Jordan 块的个数。

设  $\mathbf{K} = [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_{2N}]_{2N \times 2N}$  和  $\mathbf{K}^{-1} = [\mathbf{b}_1 \ \mathbf{b}_2 \ \dots \ \mathbf{b}_{2N}]_{2N \times 2N}^T$ 。

对于  $\mathbf{Z}_0$ , 能够得到其关于特征值 1 的右特征向量  $\begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}_{2N \times 1}$ , 因此可令  $\mathbf{a}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}_{2N \times 1}$ 。由式(25)可得,

$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{Z}_0^k = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{K} \mathbf{J}^k \mathbf{K}^{-1}$ 。由  $\mathbf{J}_1(\sigma_1^*) = 1$ , 可得  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{J}_1^k = 1$ ;

而  $\mathbf{J}$  中其他 Jordan 块所对应特征值的绝对值小于 1, 故  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{J}_i^k = \mathbf{O}, i = 2, 3, \dots, s$ 。即有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{Z}_0^k = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{K} \mathbf{J}^k \mathbf{K}^{-1} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix} \mathbf{K}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{b}_1^\top \\ \vdots \\ \mathbf{b}_1^\top \\ \mathbf{0}^\top \\ \vdots \\ \mathbf{0}^\top \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix}_{2N \times 2N} \quad (26)$$

式中,  $\mathbf{B}$  为  $N \times 2N$  矩阵, 其各行元素均为  $\mathbf{b}_1^\top$ 。而零矩阵  $\mathbf{O}$  在此式中的维度也为  $N \times 2N$ 。

由于  $\mathbf{B}$  与  $\mathbf{O}$  的各元素均为确定值, 所以  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{Z}_0^k$  收敛于一个确定矩阵, 即式(23)能够迭代收敛。这表明: 每个市场成员的交易电价  $\lambda$  与不平衡电量  $e$  会收敛到某个固定值, 进而每个市场成员的购售电量也会收敛到某确定值。因此, 算法收敛性得证。

### 2) 最优性

对式(22)中  $e$  迭代公式的等号两边同时左乘  $\mathbf{I}^\top$ , 然后移项得

$$\mathbf{I}^\top [\mathbf{e}(k+1) + \mathbf{P}(k+1) - \mathbf{D}(k+1)] = \mathbf{I}^\top [\mathbf{e}(k) + \mathbf{P}(k) - \mathbf{D}(k)] \quad (27)$$

式(27)表明迭代优化过程中等式左右两侧会保持不变。在初始条件设置中, 市场主体  $i$  的不平衡电量  $e_i(0) = D_i(0) - P_i(0)$ , 所以迭代过程中始终能够满足  $\sum_{i \in \Omega} e_i(k) + P_i(k) - D_i(k) = 0$ 。由收敛性可得, 当迭代次数  $k$  趋于无穷时,  $e_i(k)$  趋于 0, 因此  $\sum_{i \in \Omega} (P_i(k) - D_i(k))$  趋于 0, 也意味着  $\sum_{i \in \Omega} P_i(k)$  和  $\sum_{i \in \Omega} D_i(k)$  趋于相等。

综上, CTACA 算法能够实现所有市场主体的交易电价收敛到同一固定值, 且在此固定值下, 市场供需趋于平衡。故该收敛值即为 1.2 节中分布式优化模型的收敛值, 由于该分布式优化模型为集中式优化模型通过对偶分解及梯度上升法转化所得, 故分布式模型的收敛值即为集中式优化模型的最优解。所以, CTACA 算法的收敛值即为集中式优化模型的最优解, 也能够实现分布式能源交易市场社会福利的最大化。

### 3) 唯一性

式(23)表明, CTACA 算法的收敛结果只取决于市场主体个人的私有信息、信息交流网络的拓扑结构、迭代初始值和迭代步长。若这些因素能在迭代前确定, 则收敛结果也就能唯一确定, 因此该算法只有唯一的最优解。

## 3 算例仿真

为说明和验证上述去中心化交易模式及 CTACA 算法的有效性, 本节采用 IEEE 9 节点的电力系统进行算例分析。该电力系统由 9 个市场主体组成, 包含 1 个光伏发电商  $P_1$ 、1 个风力发电商  $W_1$ 、1 个火力发电商  $G_1$  以及 6 个柔性负荷  $D_1 - D_6$ 。电力系统的物理拓扑结构与信息交流网络分别如图 3 和图 4 所示, 而市场中各主体的参数如表 1 和表 2 所示。

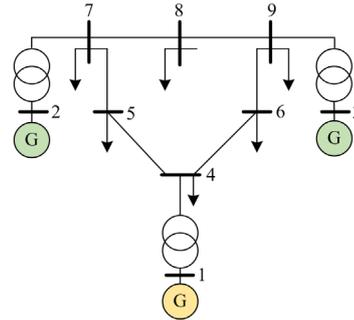


图 3 IEEE 9 节点电力系统拓扑结构

Fig. 3 IEEE 9-node power system topology

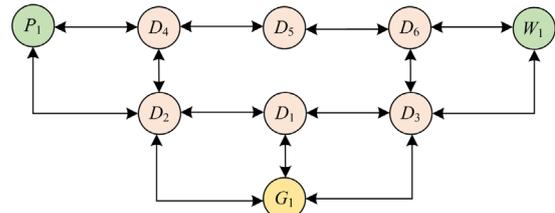


图 4 IEEE 9 节点电力系统的信息交流网络

Fig. 4 Communication network of IEEE 9-node power system

表 1 发电商参数

Table 1 Data of generator

序号	节点	$a/(\text{美元}/\text{MWh}^2)$	$b/(\text{美元}/\text{MWh})$	$P^{\min}/\text{MWh}$	$P^{\max}/\text{MWh}$
$G_1$	1	0.021	13.31	200	2500
$P_1$	2	—	12	0	1500
$W_1$	3	—	8	0	2000

表 2 柔性负荷参数

Table 2 Data of flexible load

序号	节点	$a^D/(\text{美元}/\text{MWh}^2)$	$b^D/(\text{美元}/\text{MWh})$	$P^{\min}/\text{MWh}$	$P^{\max}/\text{MWh}$
$D_1$	4	-0.05	87.32	300	700
$D_2$	5	-0.016	65.4	250	1200
$D_3$	6	-0.028	80.47	150	1000
$D_4$	7	-0.038	75.24	100	600
$D_5$	8	-0.021	70.76	500	1500
$D_6$	9	-0.017	69.71	400	1500

使用 CTACA 算法时, 各个市场成员须自行设置迭代初始值, 各成员初始值的设置如表 3 所示。

表 3 市场主体迭代初始值设置

Table 3 Iteration initial value settings of market member

节点	$\lambda$ (美元/MWh)	$e$ /MWh	节点	$\lambda$ (美元/MWh)	$e$ /MWh
1	32.44	-455.49	6	38.43	750.72
2	45.77	-1500	7	40.00	463.68
3	20.64	-2000	8	36.02	827.13
4	42.87	444.5	9	38.23	925.87
5	33.65	992.19	—	—	—

本文采用 Matlab R2017a 和 Gurobi 10.0, 在一台拥有 AMD Ryzen 9 4900H 处理器和 16 GB RAM 配置的计算机上对上述算例进行了仿真计算, 交易间隔  $T$  设置为 10 min。

1) 有效性

分别采用中心化的交易方式与去中心化交易方式对上述电力系统进行出清。在中心化方式下, 由系统运营商根据市场主体成本及效用信息集中统一优化; 在去中心化方式下, 采用传统共识算法<sup>[14]</sup>和 CTACA 算法实现市场出清, 其中取迭代步长  $\varepsilon = 0.013$ , 迭代次数为 300 次。各节点交易电量的求解结果如表 4 所示。

表 4 中心化与去中心化交易方式结果对比

Table 4 Comparison of results between centralized and decentralized trading method

节点	集中优化/MWh	传统共识算法/MWh	CTACA/MWh	偏差/%
1	623.362	623.374	623.374	0.0019
2	1500	1500	1500	0
3	2000	2000	2000	0
4	478.288	478.291	478.291	-0.00063
5	809.649	809.659	809.659	-0.0012
6	731.764	731.775	731.775	0.0015
7	470.379	470.379	470.342	0
8	744.495	744.483	744.483	-0.0016
9	888.788	88.787	888.787	-0.00011
收敛迭代次数	—	290	107	—

由表 4 可知, 基于传统共识算法和 CTACA 算法, 各节点交易电量的结果几乎和集中优化的结果相同, 且偏差不超过 0.002%, 表明这两种算法既能保证优化结果的质量、又能保护各主体的隐私。此外, 传统共识算法和 CTACA 算法优化结果相同, 但是前者的收敛迭代次数为 290, 大约是后者的 2.7 倍, 表明相较于传统共识算法, CTACA 算法有更好的收敛性, 可显著降低模型的求解时间。

迭代过程中市场的总购售电量变化如图 5 所

示。显然, 随着迭代次数的增加, 市场供需趋于平衡。各市场主体在迭代过程中的不平衡电量变化如图 6 和图 7 所示。

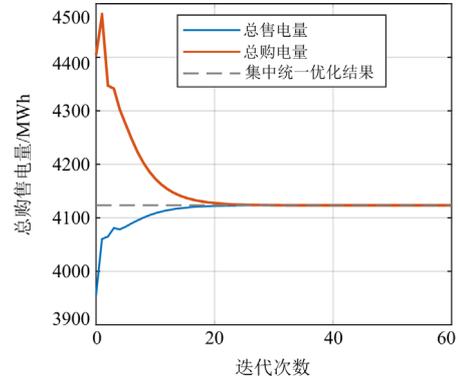


图 5 总购售电量变化曲线

Fig. 5 Curve of total purchase and sales power with iteration

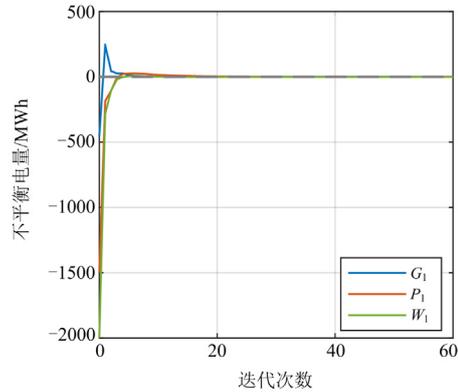


图 6 发电商不平衡电量变化曲线

Fig. 6 Curve of unbalanced electricity of power producers

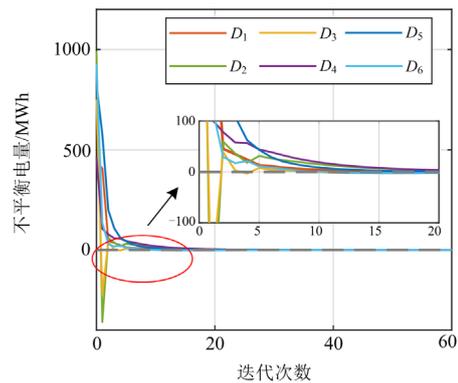


图 7 柔性负荷不平衡电量变化曲线

Fig. 7 Curve of unbalanced electricity of flexible load

从图 6 和图 7 可以看出, 发电商的不平衡电量由表 3 中所设置的负初始值在迭代中迅速变大并逐渐收敛于 0, 而柔性负荷不平衡电量则由正初始值

在经过迭代前期的波动后同样逐渐收敛于 0，这与算法证明中的结论是一致的。

各市场主体的交易电价变化曲线如图 8 所示。尽管初始值是由各主体自由设置，但随着交易的进行，各市场主体不断利用其他市场主体的交易电价及不平衡电量信息进行迭代更新，使得市场主体间交易电价的差异逐渐减小，并向着集中统一优化的最优值收敛。

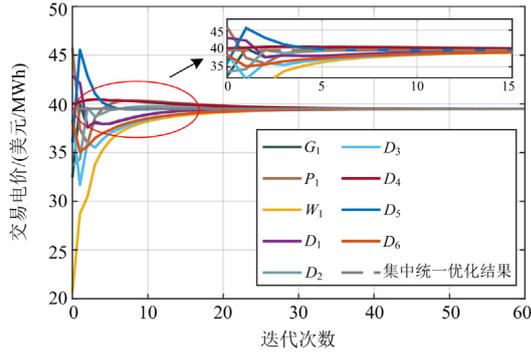


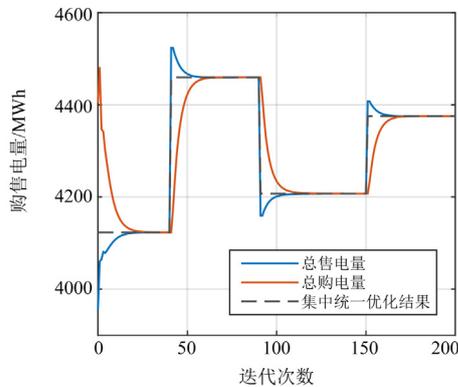
图 8 交易电价变化曲线

Fig. 8 Curve of electricity trading price

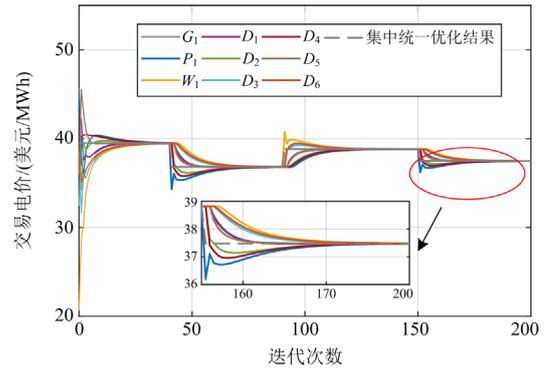
通过算例分析可得，CTACA 算法在有限的迭代次数内，能够实现较好的迭代结果，各主体购售电量与交易电价相较于集中统一优化结果差别很小，因此该算法具有良好的有效性。

## 2) 鲁棒性

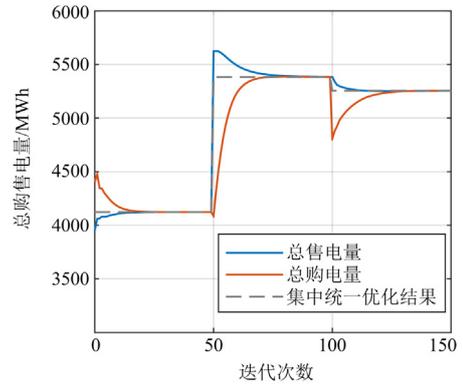
为考查去中心化交易模式的鲁棒性，本文考虑新能源出力的不确定性，并针对交易中新能源发电商修改其预测发电量的情景进行仿真分析。假设在第 40 次和 150 次迭代时， $P_1$  分别将其预测发电量上调 400 MWh 和 200 MWh；在第 90 次迭代时， $W_1$  将其预测发电量下调 300 MWh。200 次迭代中的总购售电量随迭代次数的变化曲线如图 9(a) 所示，而市场主体的交易电价变化曲线如图 9(b) 所示。



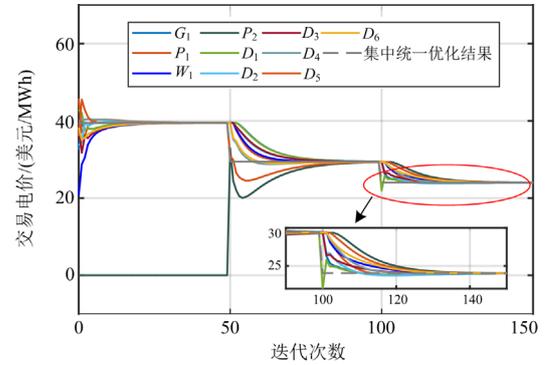
(a) 新能源出力变化时总购售电量变化曲线



(b) 新能源出力变化时交易电价变化曲线



(c) 市场主体变化时总购售电量变化曲线



(d) 市场主体变化时交易电价变化曲线

图 9 交易方式的鲁棒性示意图

Fig. 9 Diagram of the robustness of trading methods

由于在  $P_1$  上调预测发电量后，交易电价大于其成本系数，其售电量将上升 400 MWh，因此市场的总售电量也上升 400 MWh，会导致市场的供需平衡被打破，而不平衡电量会使得交易电价下降，进而导致市场总售电量下降、总购电量上升，因此市场需要新的平衡位置重新收敛。此时，去中心化交易方式仍能够收敛到集中统一优化的相近结果。

仍以上述算例为基础，进一步考查市场主体加入或退出市场交易的影响。假设在第 50 次迭代后，

节点 8 处有一个与  $P_1$  具有相同成本系数与预测出力的光伏发电商  $P_2$  参与到市场交易中, 并仅与柔性负荷  $D_5$  存在信息连接; 在第 100 次迭代后, 柔性负荷  $D_1$  退出市场交易。此时, 150 次迭代中总售电量与总购电量随迭代次数的变化曲线如图 9(c)所示, 交易电价变化曲线如图 9(d)所示。

显然, 当市场主体加入或退出市场时, 原有市场的供需平衡被打破, 在不平衡电量的作用下, 交易电价发生变化, 并引导市场主体调整购售电量, 重新收敛到集中统一优化的结果。上述分析表明, 去中心化交易方式具有良好的鲁棒性。

3) 可拓展性

为考查交易方式的可拓展性, 采用 IEEE 14 节点电力系统进行仿真。该系统包含 16 个市场主体, 包括光伏发电商  $P_1$  和  $P_2$ 、风力发电商  $W_1$ 、火力发电商  $G_1$  和  $G_2$  以及柔性负荷  $D_1 \sim D_{11}$ 。该系统的拓扑结构和信息交流网络分别如图 10 和图 11 所示。对比 CTACA 算法、传统共识算法<sup>[13]</sup>以及集中优化算法的实验结果, 其中取迭代步长  $\varepsilon = 0.003$ , 迭代 500 次的去中心化交易模式的求解结果如表 5 所示。

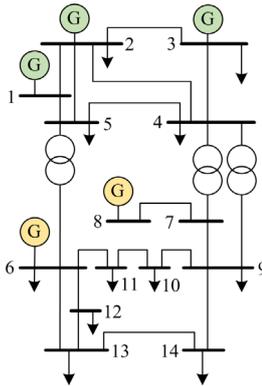


图 10 IEEE 14 节点电力系统拓扑结构  
Fig. 10 IEEE14-node power system topology

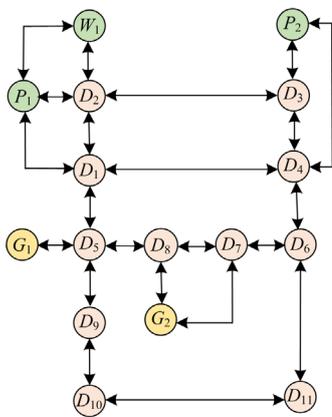


图 11 IEEE 14 节点电力系统的信息交流网络  
Fig. 11 Communication network of IEEE 14-node power system

表 5 IEEE 14 节点系统的算例结果

Table 5 Calculation results of IEEE 14-node system

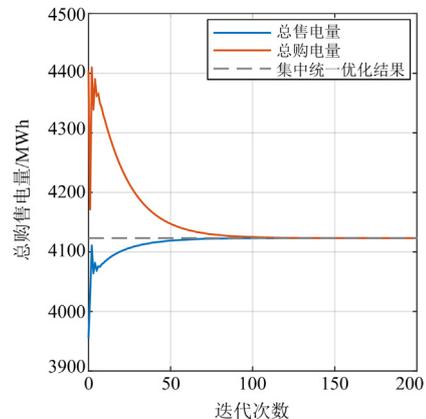
对比项	集中优化	CTACA	传统共识
总售电量/MWh	6854.851	6854.807	6854.807
总购电量/MWh	6854.851	6854.807	6854.807
交易电价/(美元/MWh)	41.762	41.761	41.761
收敛迭代次数	—	340	480

通过对比可以发现, CTACA 算法和传统共识算法的优化结果基本与集中优化算法的优化结果相等, 在总购/售电量方面偏差均为-0.00063%, 在交易电价方面偏差为-0.00135%, 所有偏差不超过 0.002%, 且 CTACA 算法的收敛速度快于传统共识算法。这表明当市场主体的数量增多、信息交流网络进一步复杂时, 通过确定合理的迭代步长, 经过一定次数的迭代后, 去中心化交易方式仍然能够得到接近集中统一优化的结果, 且所提算法收敛性能优于传统共识算法, 这与 IEEE 9 节点电力系统的实验结论一致, 表明所提去中心化交易方式拥有良好的可拓展性。

4) 收敛性比较

为了验证 CTACA 算法在收敛性上的优势, 本节将其与文献[13]中未使用组合扩散策略的传统共识算法进行对比, 以 IEEE 9 节点系统的算例数据为例, 二者的对比结果如图 12 所示。

当迭代步长  $\varepsilon = 0.003$  时, 传统共识算法与 CTACA 算法在收敛速度上差别不大。迭代 100 次后, 市场供需均趋于平衡。但在迭代初期, 传统算法的曲线产生了较大的波动, CTACA 算法则更为平滑, 这说明相对于传统算法, 此时的迭代步长已接近能保证算法收敛的最大限值。于是, 当  $\varepsilon = 0.013$  时, 传统算法已不能实现收敛, 而 CTACA 算法仍能保证收敛, 且由于迭代步长的增大, CTACA 算法可极大地减少收敛的迭代次数。



(a) 传统共识算法  $\varepsilon = 0.003$

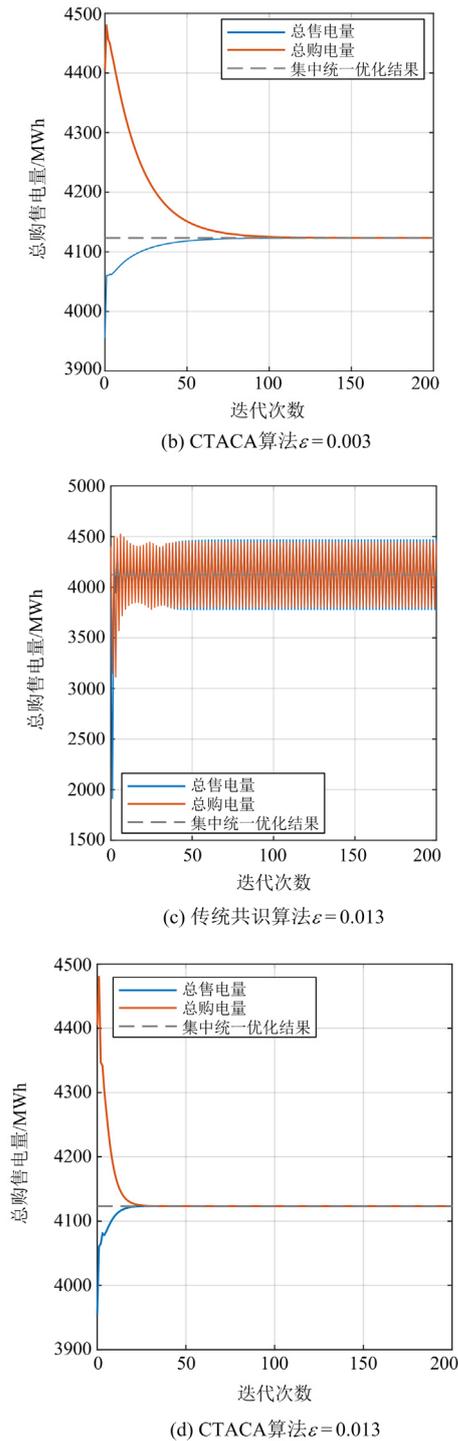


图 12 算法收敛性比较

Fig. 12 Comparison of algorithm convergence performance

## 4 结论

本文提出了一种基于扩散策略和共识算法相结合的分布式能源交易模式, 可在不引入系统运营商等中心机构的情况下, 通过交换交易电价及不平衡电量等部分信息, 在保护个人隐私信息的同时, 以

一种去中心化的方式达成交易。该去中心化交易方式能够实现社会福利最大化的出清, 并拥有良好的算法稳定性和收敛性, 同时规避了中心化交易方式存在的计算压力大、隐私泄露和抗干扰能力弱等问题。本文对提出的去中心化交易方式及其 CTACA 算法的相关性质进行了分析和证明, 并通过算例验证了其有效性、鲁棒性、可拓展性及收敛性上的优势。

## 附录 A

分 3 种情景对存在购售电量限制约束的 CTACA 算法的性质进行讨论。

1) 迭代中, 所有市场主体的购售电量都未达到限制约束。约束未发挥作用, 可视为无约束情景。

2) 迭代中, 只有部分市场主体购售电量达到了限制约束。达到约束限制的市场主体其购售电量不受价格影响, 对应的  $\beta_i$  与  $\delta_i$  均为 0。  $L^T \Delta U$  的两个特征值仍为 0 和  $\varphi \omega^T \mathbf{v}$ , 由于存在部分市场主体运行在线性区间内, 故  $\beta_i$  和  $\delta_i$  不全为 0, 于是  $\varphi$  仍小于 0。所以依旧存在一个很小的扰动  $\varepsilon$ , 使  $\mathbf{Z}_0$  的特征值满足  $1 = \sigma_1^* > |\sigma_2^*| \geq \dots \geq |\sigma_{2N}^*|$ , 从而证明算法仍然收敛。由式(27)可知, 当部分市场主体购售电量达到了限制约束时, 购售电量与交易电价的函数关系变化并不会影响该式的成立, 迭代过程中  $I^T[\mathbf{e}(k) + \mathbf{p}(k) - \mathbf{d}(k)] = 0$  始终成立。综上, 此情景下算法仍能收敛, 且在该收敛值下, 市场的供需能够实现平衡。剩余的分析与无约束情景相同。

3) 迭代中, 所有市场主体都达到了购售电量的限制约束。由于不平衡电量  $e$  的存在, 会使所有市场主体的交易电价发生变化, 若市场存在集中统一优化的可行解, 则会转化到情景(a)或者情景(b)。需要注意的是, 若所有市场主体恰好在购售电量限制约束的边界上完成市场出清, 这种情景可以看成情景 1 的一种特例。若市场并不存在可行解, 如市场总需求的下限仍大于市场总供给的上限。此情景下集中统一优化无法出清, 故不纳入考虑。

## 参考文献

- [1] 杨波, 汤文成, 吴福保, 等. 考虑 CVaR 的“新能源+储能”电厂日前市场投标策略[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(9): 93-100.  
YANG Bo, TANG Wencheng, WU Fubao, et al. Day-ahead market bidding strategy for “renewable energy + energy storage” power plants considering conditional value-at-risk[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(9): 93-100.
- [2] 苏向敬, 刘一航, 张知宇, 等. 计及源荷不确定影响的不平衡配电网两阶段优化[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 94-103.

- SU Xiangjing, LIU Yihang, ZHANG Zhiyu, et al. Two-stage optimization of unbalanced distribution networks considering impacts of DG and load uncertainties[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(23): 94-103.
- [3] 陈艺华, 张炜, 张成刚, 等. 新型电力系统中促进新能源消纳的电力现货市场交易机制研究[J]. *智慧电力*, 2022, 50(2): 97-104.
- CHEN Yihua, ZHANG Wei, ZHANG Chenggang, et al. Electricity spot market trading mechanism for promoting renewable energy integration in new power system[J]. *Smart Power*, 2022, 50(2): 97-104.
- [4] CHEN Kaixuan, LIN Jin, SONG Yonghua. Trading strategy optimization for a prosumer in continuous double auction-based peer-to-peer market: a prediction-integration model[J]. *Applied Energy*, 2019, 242: 1121-1133.
- [5] 乐健, 蔡淦, 赵联港, 等. 主动配电网分布式经济调度系统的时延稳定性分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(21): 75-87.
- LE Jian, QI Gan, ZHAO Liangang, et al. Time-delay stability analysis of an active distribution network adopting a distributed economic dispatch strategy[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(21): 75-87.
- [6] MORSTYN T, MCCULLOCH M D. Multiclass energy management for peer-to-peer energy trading driven by prosumer preferences[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(5): 4005-4014.
- [7] LUO Fengji, DONG Zhaoyang, LIANG Gaoqi, et al. A distributed electricity trading system in active distribution networks based on multi-agent coalition and blockchain[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(5): 4097-4108.
- [8] JANKO S, JOHNSON N G. Reputation-based competitive pricing negotiation and power trading for grid-connected microgrid networks[J]. *Applied Energy*, 2020, 277.
- [9] RODRIGUEZ-FERNANDEZ J, PINTO T, SILVA F, et al. Context aware q-learning-based model for decision support in the negotiation of energy contracts[J]. *International journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, 104: 489-501.
- [10] HU Wei, LI Huanhao. A blockchain-based secure transaction model for distributed energy in industrial internet of things[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2021, 60(1): 491-500.
- [11] OLIVER D, BESSIE M, LINDOKHUHLE S. Proposed framework for blockchain technology in a decentralised energy network[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2021, 6(3): 396-406.
- [12] 孙恒一, 赵伟华, 陈然, 等. 基于区块链和市场机制的新能源消纳优化调度策略[J]. *智慧电力*, 2022, 50(7): 52-57, 110.
- SUN Hengyi, ZHAO Weihua, CHEN Ran, et al. Optimal scheduling strategy of renewable energy consumption based on blockchain and market mechanism[J]. *Smart Power*, 2022, 50(7): 52-57, 110.
- [13] 邸剑, 臧齐齐, 王桂兰, 等. 基于区块链和梯度修正法的分布式经济调度策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(21): 99-107.
- DI Jian, ZANG Qiqi, WANG Guilan, et al. A distributed economic scheduling strategy based on blockchain and gradient correction method[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(21): 99-107.
- [14] 沈泽宇, 陈思捷, 严正, 等. 基于区块链的分布式能源交易技术[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(11): 3841-3851.
- SHEN Zeyu, CHEN Sijie, YAN Zheng, et al. Distributed energy trading technology based on blockchain[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(11): 3841-3851.
- [15] YANG Shiping, TAN Sicong, XU Jianxin. Consensus based approach for economic dispatch problem in a smart grid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(4): 4416-4426.
- [16] POURBABAK H, LUO Jingwei, CHEN Tao, et al. A novel consensus-based distributed algorithm for economic dispatch based on local estimation of power mismatch[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(6): 5930-5942.
- [17] RAHBARI-ASR N, OJHA U, ZHANG Z, et al. Incremental welfare consensus algorithm for cooperative distributed generation/demand response in smart grid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(6): 2836-2845.
- [18] 何永菁, 王玮, 吴学智. 考虑通信延时的分布式电源经济优化调度策略[J]. *电网技术*, 2021, 45(8): 3015-3025.
- HE Yongjing, WANG Wei, WU Xuezhi. Economic dispatch strategy for distributed generators considering communication delays[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(8): 3015-3025.
- [19] NAINA P M, SWARUP K S. Double consensus based distributed energy management in a virtual power plant[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022, 58(6): 7047-7056.
- [20] BOYD S, VANDENBERGHE L. *Convex optimization*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [21] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations & Trends in Machine Learning*, 2010, 3(1): 1-122.
- [22] SAYED A H, TU Shengyuan, CHEN Jianshu, et al. Diffusion strategies for adaptation and learning over networks: an examination of distributed strategies and network behavior[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, 30(3): 155-171.
- [23] CAI Kai, ISHII H. Average consensus on general strongly connected digraphs[J]. *Automatica*, 2012, 48(11): 2750-2761.
- [24] 杨明, 刘先忠. *矩阵论*[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2004.

收稿日期: 2023-05-12; 修回日期: 2023-11-24

作者简介:

裴林(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场; E-mail: m202072887@hust.edu.cn

黄成(1991—), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为电力市场及经济分析; E-mail: 928784891@qq.com

杨啸(1995—), 男, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化. E-mail: yangxiao4810@163.com

(编辑 周金梅)