

不完全信息下基于随机博弈的产消者点对点交易策略优化

张帅^{1,2}, 张涛³, 杨艳红^{1,2}, 马腾飞^{1,2}, 施婕⁴, 孙增福⁴, 陈洁³, 裴玮^{1,2}

(1. 中国科学院电工研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 中电投融和新能源科技有限公司, 上海 201702; 4. 上海融和元储能源有限公司, 上海 201306)

摘要: 点对点(peer-to-peer, P2P)交易为促进产消者可再生能源消纳与电力市场改革提供了新路径。然而, 其依赖信息物理系统(cyber-physical system, CPS)传输信息, 存在数据偏差、传输时滞等问题, 加之产消者的信息保护需求, 导致交易主体难以准确获知对方状态, 形成信息不完全环境。同时, 产消者在有限理性下的决策行为也加剧了交易不确定性。为此, 提出一种不完全信息下基于随机博弈的P2P交易策略优化方法。首先, 采用Harsanyi转换将不完全信息问题转化为完全但不完美信息, 并结合前景理论修正转换结果以更贴合产消者实际心理偏好。其次, 构建了产消者P2P交易随机博弈决策模型, 并利用随机博弈中的Markov决策过程减少交易行为中的不确定性, 从而提升交易策略的稳定性与有效性。之后, 针对随机博弈中状态数量指数增长导致的“维数爆炸”问题, 提出了一种状态树自适应削减技术, 显著降低了计算复杂度。仿真结果表明, 该方法能有效缓解不完全信息对交易的影响, 降低行为不确定性, 优化交易策略并提高经济效益。

关键词: 不完全信息; Harsanyi转换; 前景理论; 随机博弈; 状态树自适应削减

Optimization of Prosumer Peer-to-Peer Trading Strategy Based on Stochastic Game Considering Incomplete Information

ZHANG Shuai^{1,2}, ZHANG Tao³, YANG Yanhong^{1,2}, MA Tengfei^{1,2}, SHI Jie⁴, SUN Zengfu⁴, CHEN Jie³, PEI Wei^{1,2}

(1. Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. China Power Investment Ronghe New Energy Technology Co., Ltd., Shanghai 201702, China; 4. Shanghai Robestec Energy Co., Ltd., Shanghai 201306, China)

Abstract: Peer-to-peer (P2P) trading provides an important way for promoting the consumption of renewable energy by prosumers and the reform of power markets. The information transmission in P2P transactions relies on the cyber-physical system (CPS), however, issues such as data bias, transmission delays, and prosumers' own information protection make it difficult for trading participants to accurately obtain the state information of other prosumers, thereby creating an incomplete information environment. In addition, the bounded rationality of prosumers intensifies the uncertainty of trading behavior. To address these issues, a stochastic game-based optimization method for prosumer P2P trading strategy considering incomplete information is proposed. Firstly, Harsanyi transformation is used to convert incomplete information into complete but imperfect information. The resulting transformation is then refined using prospect theory to better reflect prosumers' actual psychological preferences. Secondly, a stochastic game decision-making model for prosumer P2P trading is constructed. By incorporating the Markov decision process (MDP) framework into the stochastic game, behavioral uncertainty in trading is effectively reduced, enhancing the stability and effectiveness of trading strategies. Then, to mitigate the “curse of dimensionality” caused by the exponential growth of state spaces in the stochastic game, an adaptive state-tree pruning technique is proposed to significantly reduce computational complexity. Simulation results show that the proposed method effectively alleviates the impacts of incomplete information, reduces behavioral uncertainty, optimizes trading strategies, and improves overall economic performance.

Key words: incomplete information; Harsanyi transformation; prospect theory; stochastic game; adaptive state-tree pruning technique

0 引言

随着我国“双碳”目标的提出和新型电力系统转型,越来越多的拥有可再生能源发电设备的终端用户正由被动消费者向主动参与者转变^[1-2]。在新一轮电力体制改革中,售电侧市场的放开为产消者直接参与能源交易提供了制度保障^[3-4]。在此背景下,点对点(peer-to-peer, P2P)交易凭借其以产消者为中心、弱中心化结构和自下而上的交易方式迅速崛起并逐步成为终端电力市场的重要交易方式之一^[5]。该模式不仅能够有效促进可再生能源的高比例消纳,还显著提升了电力市场的灵活性与运行效率,成为推动电力市场深化改革的重要驱动力。

此外,随着区块链技术的快速发展,其去中心化、不可篡改、匿名性和可追溯性等特点^[6]有效解决了分布式能源产消者在参与P2P交易模式面临的公平信任、安全可靠以及隐私保护等关键问题,进一步保障了P2P交易的安全性和可靠性。

为促进P2P交易的发展并充分挖掘其潜力,研究学者尝试从不同的角度对P2P交易进行优化管理。交易机制的产消者P2P交易研究主要包括拍卖^[7-10]、合同^[11-12]等方式,上述方式虽然在一定程度上调动了产消者参与交易的积极性,但是容易受到市场和竞价策略波动的影响,缺乏对产消者调度策略灵活性的考虑,难以有效应对供应和需求的突发变化^[13]。

考虑到产消者参与交易的主要目的是最大化自身经济效益,因此,P2P交易可以被视为一个多参与主体的复杂博弈过程。博弈论作为解决不同参与者之间利益冲突的核心理论工具可应用于产消者之间的能源交易分析^[14]。目前博弈理论的主流形式包括合作博弈、非合作博弈及主从博弈等。

在合作博弈应用中,文献[15]提出了一种基于合作博弈的风-光-氢多主体合作运行方法,并通过纳什谈判进行利益分配实现了运行效益的提升。文献[16]建立了基于Shapley值分配的合作博弈模型,用以分析交易市场中的潜在利益关系。文献[17]提出了一种储能双层P2P交易模式,并采用改进的

Owen值法进行成本分摊。鉴于产消者大多追求自身利益的最大化,非合作博弈逐渐在P2P交易中得到了更多应用。文献[18]建立了基于Berge-Nash的市场多主体非合作博弈模型,进行竞价策略的动态调整。文献[19]将P2P交易中卖家之间的竞争构建需求响应机制,进而优化能源交易。考虑到供需不平衡,文献[20]利用两个非合作博弈模型构建了需求响应机制,进而优化能源交易。考虑到交易主体的不同,主从博弈也广泛应用于P2P交易中,用于评估电网与产消者之间的分层交互。文献[21]构建了考虑不确定性的微网主导、产消者跟从的主从博弈交易模型,实现了交易优化。文献[22]通过优化交易价格提出了一种结合随机规划与主从博弈的混合优化方法,用于P2P能源交易和消费行为的优化。文献[23]则在多能耦合效用的框架下构建了适用于多能集成的主从博弈模型,以提升产消者的效用舒适度。

考虑到P2P交易依赖信息物理系统(cyber-physical system, CPS)进行数据采集与交互,但CPS在数据准确性、通信稳定性和网络安全性以及传输时延等方面的局限性,导致交易主体难以精准获取其他产消者的状态信息,形成信息不完全环境,进而影响交易的稳定性与市场效率。此外,产消者对自身信息的保护也进一步加剧了信息不完全环境的形成。在信息不完全的交易环境中,产消者无法全面掌握其他参与方的意图、需求或可用资源,从而成为非理性群体^[24],对交易决策和经济效益产生较大影响。针对不完全信息问题的研究,文献[25]提出了一种共享储能分散交易机制,通过考虑信息披露的交易信息公开机制实现了市场交易的快速均衡。文献[26]通过设计不同的信息传输机制将需求响应问题转化为在信息不完全的条件下求解网络问题,进而实现调度优化。文献[27]利用自适应学习算法优化了信息不完全条件下受约束的能源交易博弈,实现最优交易策略。文献[28]构建了一种双层模型以处理信息不完全问题,并基于收益灵敏度函数进行求解。文献[29]在市场信息披露的基础上构建了多主体双层博弈模型,将贝叶斯博弈作

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2024YFE0115700);国家自然科学基金资助项目(52277131)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program (2024YFE0115700); the National Natural Science Foundation of China (52277131).

为上层,合作博弈作为下层,实现了需求响应调度收益的最优分配。文献[30]采用贝叶斯博弈进行了信息不完全博弈建模,并实现了计及环境成本的多能源集线器最优调度。

尽管上述研究在处理信息不完全问题上取得了一定进展,但往往也面临着计算复杂度过高或优化结果不稳定的问题,这限制了其在实际应用中的效果和可行性。尤其在 P2P 交易中,信息不完全性不仅增加了交易的复杂性,还可能导致参与者决策偏差或市场波动。因此,如何在 P2P 交易框架下有效且稳定地应对因 CPS 导致的信息不完全问题仍是当前研究的重点问题之一。

综上,在信息物理系统中,产消者由于信息不完全所导致的交易决策中存在非理性与不稳定性,交易行为具有高随机性。这些问题极大增加了产消者交易中的不确定性与不合理性,而且严重制约了 P2P 交易的发展。为解决这些问题,本文提出了一种不完全信息下基于随机博弈的产消者 P2P 交易策略优化方法。首先利用 Harsanyi 转换将不完全信息转换为完全但不完美信息,克服了因信息物理系统导致的信息不完全问题。接着,结合前景理论对转换结果进行修正,使其更加贴合产消者在实际交易中的心理偏好和决策行为。随后,本文将产消者交易行为聚合至随机博弈中的 Markov 决策过程(Markov decision process, MDP),进一步降低了产消者行为的不确定性对优化决策的影响。之后,针对随机博弈因状态数量指数增长而引发的“维数爆炸”问题提出了一种状态树自适应削减技术,显著减少了冗余状态的数量,从而提高了优化决策的计算效率。最后通过算例仿真验证了本文提出方法的有效性。

1 不完全信息处理

在 P2P 交易中,由于 CPS 的数据采集、传输及处理过程可能引入误差和时滞,导致产消者无法实时、准确地获取其他参与者的负荷需求、电能供应等关键信息。此外,CPS 中的数据隐私保护机制进一步限制了信息共享的程度,使得交易主体仅能基于有限的信息进行决策,从而影响交易的公平性和效率,最终降低交易的成功率。为提高交易成功率并推动 P2P 交易市场的发展,本文采用 Harsanyi 转换方法^[31]对不完全信息进行处理。

Harsanyi 转换方法通过引入“类型”的概念,将不完全信息等效转化为具有概率分布的完全但不完美信息,避免了因信息不完全导致的计算复杂性过高问题。此外,该方法通过引入概率分布使产消者能够在基于自身信息与对他人类型的概率认知的基础上实现最优决策。因此,通过 Harsanyi 转换不仅可以保留原有的信息不对称性,提高建模的合理性,还能够降低计算复杂度,提高计算效率。

为了更好地捕捉产消者在面对风险和不确定性时的非理性行为,真实地描述交易决策时的心理偏差与风险规避^[32],本文进一步结合前景理论对 Harsanyi 转换后的结果进行了修正,获得了更符合实际情况的转换概率。

1.1 Harsanyi 转换

在将 Harsanyi 转换应用于产消者 P2P 交易之前,为了使该方法能够更有效地处理产消者之间的不完全信息,本文作出以下假设。

1) 参与者类型及不完全信息假设

假设 P2P 交易由 N 个参与者(产消者)组成,其中参与者 i 的类型(私人信息)设定为 x_i ,本文中的类型设置为产消者可选择的消费模式。由于信息不完全,导致产消者 i 的类型 x_i 对其他参与者而言是不可观察的,进而对交易决策产生不利影响。

每个产消者 i 的类型遵循某一已知的概率分布随机分配,只有产消者自身知晓自己的准确类型。参与者 i 对其他参与者的类型缺乏完全信息,无法准确得知其他产消者的具体类型。每个产消者只能依赖自身的经验或通过其他渠道获得的信息,通过已知的概率分布推测其他产消者的类型,从而在博弈过程中形成基于不完全信息的决策模型。

2) 公共信念的构建

为实现 Harsanyi 转换,产消者需利用公共信念推测其他产消者的类型。

假设每个产消者 i 对其他产消者 j 的类型 x_j 的信念通过公共信念 $\sigma_j(x_j)$ 表示,该信念来源于已知类型的概率分布。基于公共信念,产消者可以在不知道其他人的私人信息的情况下,基于“平均”或“合理猜测”做出交易决策。

基于上述假设,引入虚拟博弈者“自然”,对所有参与者进行类型发布^[33]。考虑到产消者自身负荷与可再生能源出力之间的关系,将产消者参与 P2P

交易的类型分为经济型和舒适型。产消者在不同类型下的交易效益函数存在差异,具体表示如下。

$$\begin{cases} U_{1,t} = p_t^{\text{sell}} \max((P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}}), 0) + \\ p_t^{\text{buy}} \min((P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}}), 0) - \alpha_{t,n} \ln(1 + L_{t,n}^{\text{adj}}) \\ U_{2,t} = p_t^{\text{sell}} \max((P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}}), 0) + \\ p_t^{\text{buy}} \min((P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}}), 0) + \beta_{t,n}^1 L_{t,n}^{\text{adj}} - \frac{\beta_{t,n}^2}{2} (L_{t,n}^{\text{adj}})^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $U_{1,t}$ 、 $U_{2,t}$ 分别为产消者 n 在 t 时段选择舒适型、经济型的效益函数; $\max(\cdot)$ 、 $\min(\cdot)$ 分别为产消者 n 在 t 时段的最大售电收入与最小购电成本; p_t^{sell} 、 p_t^{buy} 分别为产消者 n 在 t 时段的 P2P 电能交易的售电价格和购电价格; $P_{t,n}^{\text{DG}}$ 、 $L_{t,n}^{\text{adj}}$ 分别为产消者 n 在 t 时段的可再生能源发电量以及负荷需求; $\alpha_{t,n}$ 为产消者 n 在 t 时段电力交易中的电能舒适参数; $\alpha_{t,n} \ln(1 + L_{t,n}^{\text{adj}})$ 为产消者 n 在 t 时段电力交易中的舒适性,反映了产消者随着交易量的增加舒适度也会增加; $\beta_{t,n}^1$ 、 $\beta_{t,n}^2$ 为负荷效应常系数; $\beta_{t,n}^1 L_{t,n}^{\text{adj}} - \frac{\beta_{t,n}^2}{2} (L_{t,n}^{\text{adj}})^2$ 为产消者 n 在 t 时段电力交易中的边际递减效用,反映了消者更关注通过交易获得最大经济利益。

产消者两种消费类型转换如图1所示。

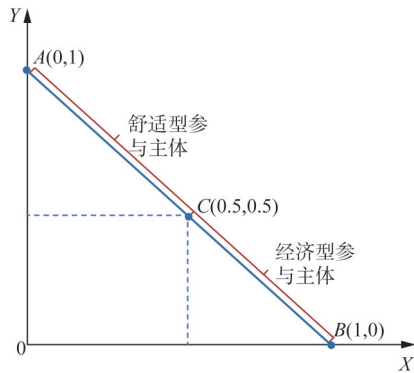


图1 参与主体类型分布

Fig1 Distribution of participant types

图1中的 X 、 Y 分别表示产消者两种类型,二者满足以下关系。

$$\begin{cases} P(X) + P(Y) = 1 \\ 0 \leq P(X) \leq 1 \\ 0 \leq P(Y) \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中 $P(X)$ 、 $P(Y)$ 分别为参与主体选择舒适型或经

济型的概率。

在 Harsanyi 转换中,由于各产消者无法掌握其他参与主体的真实类型,因此需借助概率模型对其可能的类型进行推断。本文设置了两种产消者类型,并采用能够较好表示二元分布的 logistic 函数进行概率计算^[34]。

本文将可再生能源发电量以及负荷需求作为影响产消者类型概率的主要因素,利用二者之间的差值结合 logistic 函数计算产消者选择舒适型的概率。

$$\begin{cases} \Delta P = P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}} \\ P_t(X) = \frac{1}{1 + e^{-(\kappa_1 + \kappa_2 \Delta P)}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: κ_1 、 κ_2 分别为决定初始概率的常数项以及控制可再生能源发电量与负荷需求差对舒适型选择概率影响的参数; ΔP 为产消者 n 在 t 时段的可再生能源发电量与负荷需求之差; $P_t(X)$ 为产消者 X 在 t 时段选择舒适型的概率。

考虑到产消者在当前时段选择舒适型的概率不仅受到当前时段可再生能源发电量与负荷需求差值的直接影响,还受到全时段类型选择的影响。为了更精确地预测产消者的决策行为,本文将全时段的发电量与负荷需求差值作为影响因素纳入考虑。通过这一方式,当前时段的舒适型选择概率能够充分反映出全时段的类型选择趋势和当前需求的综合影响,使得决策模型更加符合实际产消者在多时段决策过程中的非理性和动态调整特征。

$$P_{t,\text{com}}(X) = \lambda P_t(X) + (1 - \lambda) P_{\text{all}}(X) \quad (4)$$

式中: $P_{t,\text{com}}(X)$ 为产消者 X 在全时段的类型选择趋势和当前 t 时段影响下的舒适型最终选择概率; $P_{\text{all}}(X)$ 为产消者全时段选择舒适型的概率; λ 为权重系数,用以平衡全时段概率和当前时段概率的影响程度。

进一步地,结合式(2)可以将产消者经济型选择概率表示为:

$$P_{t,\text{com}}(Y) = 1 - P_{t,\text{com}}(X) \quad (5)$$

式中 $P_{t,\text{com}}(Y)$ 为产消者 Y 在 t 时段选择经济型概率。

至此,本文利用 Harsanyi 转换将产消者不完全信息转化为完全但不完美信息,从而为更有效地优化产消者在 P2P 电能交易中的决策行为提供理论基础。

1.2 前景理论

在实际的 P2P 交易中,产消者的决策并非只基

于理论概率所得到的期望结果,而是更多地依赖于与预期结果相关的潜在损失和收益的评估,从而制定最终的交易策略。前景理论(prospect theory, PT)作为一种经济学理论,从理论层面深入解释了产消者在面对不确定性时的交易心理和决策行为^[35]。文献[35]进一步指出,大多数人在面对不确定性时倾向于高估低概率事件的影响,而低估高概率事件的影响,这一现象被称为PT中的加权效应,反映了产消者在决策过程中通常做出非理性判断。

因此,对于产消者在不同类型下的收益计算,可以利用PT效用函数进行改进,使其更加贴近现实中产消者的实际收益。

$$U_n^{\text{PT}}(t) = w(P_{t,\text{com}}(X))v(X) + w(P_{t,\text{com}}(Y))v(Y) \quad (6)$$

式中: $U_n^{\text{PT}}(t)$ 为产消者 n 在 t 时段的PT效益函数; $v(\cdot)$ 、 $w(\cdot)$ 分别为结合目标属性和产消者非理性行为的值函数和概率加权函数。

值函数 $v(\cdot)$ 表示产消者基于PT风险分析对理论可能结果的非理性相对价值评判。本文采用的常用的Tversky值函数进行价值评判^[36]。

$$v(x) = \begin{cases} x^{c_1}, & x \geq 0 \\ -c_2(-x)^{c_3}, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $c_1, c_2, c_3 > 0$ 为损失的厌恶常量; x 为客观效益。

$w(\cdot)$ 作为概率加权函数,通常表示产消者对理论概率的反应,本文采用Prelec权重函数进行概率重构^[37]。

$$w(p) = \exp\left(-(-\ln p)^c\right) \quad (8)$$

式中: c 为主观概率和客观概率之间扭曲的常数, $0 < c \leq 1$; p 为经过Harsanyi转换后的产消者类型选择的客观概率。

2 产消者随机博弈决策

在利用Harsanyi转换与前景理论对不完全信息进行建模后,产消者基于概率分布进行决策,其交易行为仍呈现较强不确定性。为此,本节引入随机博弈方法,以刻画并应对该不确定性。此外,为确保研究的可行性及结果的合理性,本文直接采用风电与光伏的历史出力数据进行分析,而未额外考虑其随机波动特性。

2.1 产消者效益函数

对于产消者而言,其参与P2P交易的首要目标

为经济效益最大化。因此,结合Harsanyi转换和前景理论可将目标函数设置如下。

$$\max V_n = \sum_{t=1}^T U_n^{\text{PT}}(t) \quad (9)$$

式中: V_n 为产消者 n 的经济效益目标函数; T 为总的交易时段。

在产消者P2P交易过程中,为确保交易的合理性以及电力系统的稳定性,需要遵守一系列的约束条件。

1) 传输功率上下限约束

在P2P交易中,产消者受电力线路等物理设备的限制,为防止过载或造成电网波动,传输功率必须遵守以下约束。

$$P_{\min}(t) \leq P(t) \leq P_{\max}(t) \quad (10)$$

式中: $P(t)$ 为 t 时段线路的传输功率; $P_{\max}(t)$ 、 $P_{\min}(t)$ 分别为传输功率上、下限。

2) 负荷调整上下限约束

产消者负荷一般主要由柔性负荷以及固定负荷组成。在P2P交易过程中,产消者主要通过调节柔性负荷来改善自身的交易状况。其负荷调整约束如式(11)所示。

$$L_{t,n}^{\min} \leq L_{t,n}^{\text{adj}} \leq L_{t,n}^{\max} \quad (11)$$

式中 $L_{t,n}^{\max}$ 、 $L_{t,n}^{\min}$ 分别为产消者 n 在 t 时段负荷调整上、下限。

3) 交易功率平衡约束

在P2P交易过程中,需要保证所有产消者以及电网在每个交易时段内的功率交易平衡。

$$\sum_{i=1}^I P_i^{\text{sell}}(t) - \sum_{j=1}^J P_j^{\text{buy}}(t) = P_{\text{grid}}(t) \quad (12)$$

式中: I 、 J 分别为 t 时段P2P交易中售电人数量以及购电人数量; $P_i^{\text{sell}}(t)$ 、 $P_j^{\text{buy}}(t)$ 分别为 t 时段产消者 i 出售的电量以及产消者 j 购买的电量; $P_{\text{grid}}(t)$ 为电网在 t 时段参与交易的电量。

3) 供需平衡约束

P2P交易过程中,需要所有参与者保持供需平衡,以保证整个电力系统的稳定运行。

$$\sum_{i=1}^I P_i^{\text{sell}}(t) + \sum_{j=1}^J P_j^{\text{buy}}(t) + P_{\text{grid}}(t) = \sum_{n=1}^N P_{t,n}^{\text{DG}} - L_{t,n}^{\text{adj}} \quad (13)$$

式中 N 为产消者数量。

考虑到供需比(supply-demand ratio, SDR)交易价格机制具有去中心化、公平性和灵活性等特点^[38],本文利用该机制计算P2P交易价格。售电及

购电价格分别表示为:

$$p_t^{\text{sell}} = \begin{cases} \frac{p_{\text{grid},t}^{\text{sell}} p_{\text{grid},t}^{\text{buy}}}{(p_{\text{grid},t}^{\text{sell}} - p_{\text{grid},t}^{\text{buy}}) \lambda_t^{\text{SDR}} + p_{\text{grid},t}^{\text{sell}}}, 0 \leq \lambda_t^{\text{SDR}} \leq 1 \\ p_{\text{grid},t}^{\text{buy}}, \lambda_t^{\text{SDR}} \geq 1 \end{cases} \quad (14)$$

$$p_t^{\text{buy}} = \begin{cases} p_t^{\text{sell}} \lambda_t^{\text{SDR}} + p_{\text{grid},t}^{\text{sell}} (1 - \lambda_t^{\text{SDR}}), 0 \leq \lambda_t^{\text{SDR}} \leq 1 \\ p_{\text{grid},t}^{\text{buy}}, \lambda_t^{\text{SDR}} \geq 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $p_{\text{grid},t}^{\text{sell}}$ 、 $p_{\text{grid},t}^{\text{buy}}$ 分别为电网在 t 时段的购、售电价格; λ_t^{SDR} 为产消者在 t 时段的供需比。

2.2 产消者随机博弈决策模型

在 P2P 交易过程中, 产消者受不完全信息和交易行为不确定性的影响, 不仅对当前的交易状态产生作用, 还会对后续交易产生持续影响。同时, 产消者之间的交易决策相互耦合影响, 使得每个产消者的决策不仅依赖于自身的共享情况, 还受到其他产消者决策的影响。在这种交易环境下, 传统的合作或非合作博弈模型难以描述产消者交易行为的动态调整过程。而随机博弈则可以通过 MDP 刻画产消者交易行为的不确定性, 捕捉产消者之间的相互影响, 从而在交易中动态调整策略, 优化收益, 使得博弈过程更加符合 P2P 交易的现实特征。因此本文选择利用能够动态实时调整产消者策略的随机博弈来求解上述问题, 以获得最优交易决策。

为构建产消者 P2P 交易过程中的随机博弈决策模型, 作出如下定义: 该模型中的所有产消者构成参与者集合 N , 每个产消者的动作集合为 A_n , 状态集合为 S_n , 策略集合为 Ψ_n 。

产消者的收益不仅取决于当前策略, 还受到其不同时间间隔中策略、状态以及动作选择的显著影响。因此, 基于随机博弈理论, 并结合产消者不同状态下选择不同动作的概率, 目标函数式(9)可修改为如下形式。

$$V_n(\theta_n, \Psi_{-n}) = \sum_{t=1}^T \sum_{(s_n \in S_n, a_n \in A_n)} P^{\theta_n} \{S_n(t) = s_n, A_n(t) = a_n\} \times K_n(s_n, a_n) U_n^{\text{PT}}(a_n) \quad (16)$$

式中: θ_n 、 Ψ_{-n} 分别为产消者 n 选择的策略以及除 n 以外的其他产消者在 t 时段的策略集合; $S_n(t)$ 为产消者 n 在 t 时段的状态变量; θ_n 为产消者 n 选择的策略; $A_n(t)$ 为产消者 n 在 t 时段的动作变量; s_n 为产消者 n 的状态; a_n 为产消者 n 的动作; $P^{\theta_n} \{S_n(t) = s_n, A_n(t) = a_n\}$ 为产消者 n 在选择策略 θ_n 时在状态 s_n 、

动作 a_n 下的概率测度; $U_n^{\text{PT}}(a_n)$ 为产消者 n 在动作 a_n 下的前景理论收益; $K_n(s_n, a_n)$ 为除产消者 n 以外的其他产消者状态-动作对的选择概率对产消者 n 的影响。具体计算如下。

$$K_n(s_n, a_n) = \sum_{s_{-n}, a_{-n}} \prod_{\theta_k \in \Psi_{-n}} P^{\theta_k} \{S_k(t) = s_k, A_n(t) = a_k\} \quad (17)$$

式中: θ_k 为产消者 k 的策略; s_{-n} 、 a_{-n} 分别为除产消者 n 以外的其他产消者的状态、动作; $P^{\theta_k} \{S_k(t) = s_k, A_n(t) = a_k\}$ 为在选择策略 θ_k 时产消者 k 在状态 s_k 、动作 a_k 下的概率测度。

产消者的策略选择概率可以由上述概率测度推导出产消者 n 的策略 θ_n 的选择概率为^[39]:

$$\theta_n(a_n^t | s_n^t) = \frac{P^{\theta_n} \{S_n(t) = s_n, A_n(t) = a_n\}}{\sum_{a_m \in A_n} P^{\theta_n} \{S_n(t) = s_n, A_n(t) = a_m\}} \quad (18)$$

式中: a_m 为产消者 n 在 t 时段的第 m 个动作; a_n^t 为产消者 n 在 t 时段动作; s_n^t 为产消者 n 在 t 时段状态。

因此, 可以将产消者随机博弈决策模型表示为以下六元组。

$$G = \left\{ N, A_1, \dots, A_n; S_1, \dots, S_n; \Psi_{-n}, \dots, \theta_n, p_s, p_b; U_1, \dots, U_n \right\} \quad (19)$$

式中: p_b 和 p_s 分别为 P2P 交易的购电电价集合与售电价集合; U_n 为产消者 n 的收益函数。

随着随机博弈进程的发展, 当任意产消者修改自身策略后无法进一步增加收益时, 博弈达到均衡状态。

$$V_n(\theta_n^*, \Psi_{-n}^*) \geq V_n(\theta_n, \Psi_{-n}^*) \quad (20)$$

$$\forall n \in N, \quad \forall \theta_n^* \in \Psi_n$$

式中 θ_n^* 、 Ψ_{-n}^* 分别为使得产消者 n 达到最佳收益时自身的策略和其他产消者的策略。

3 自适应状态树削减技术

3.1 负荷需求驱动的状态转移概率

随机博弈的基本框架是基于 MDP 构建的。根据 MDP 的定义, 随着时段的推移, 产消者可能存在的状态数量呈指数增长, 这导致博弈规模迅速扩大, 增加了求解的难度及复杂性。在此过程中, 状态转移概率的精确计算是一个关键挑战。目前的求解方法通常依赖于产消者的历史数据进行概率估计。然而, 由于数据的不完备性和信息的不完全

性,上述方法的计算准确性往往受到限制。针对这一问题,本文提出了一种负荷需求驱动的状态转移概率计算方法。

在本文所构建的交易模型中,产消者的状态主要通过调整其负荷来实现转变。负荷需求直接影响其当前状态的表征与转变。产消者可以根据其交易策略与外部市场条件动态调整自身的电力供需情况。这种负荷调整过程不仅反映了产消者在交易中的决策行为,还构成了状态转移的核心机制。通过离散化负荷需求并划分状态集可以有效捕捉产消者状态变化。为了简化模型并提高计算效率,我们将负荷需求进行简化,从而将状态集表示为含有 L 个状态的集合 $S_n = \{s_n^1, s_n^2, \dots, s_n^L, \dots, s_n^L\}$, 其中每个状态 s_n^l 对应一个特定的负荷需求区间。

$$s_n^l = D_n = [d_n^{\min}, d_n^{\max}] \quad (21)$$

式中: s_n^l 为产消者 n 的第 l 个状态; D_n 为产消者 n 在状态 s_n^l 下对应的负荷需求区间; $d_n^{\max}$ 、 $d_n^{\min}$ 分别为该区间的上、下限。

在本文构建的交易模型中,产消者的动作集合 A_n 包含不同的负荷运行模式,以反映其在交易中的不同决策。基于负荷运行模式的不同特性将产消者的动作划分为以下 5 类:经济型(economic mode, EM)、半经济型(semi-economic mode, SEM)、正常模式(normal mode, NM)、半高耗能模式(semi-high-energy consumption mode, SHECM)以及高耗能模式(high-energy consuming mode, HECM)。因此,产消者 n 的动作集合可以表示为:

$$A_n = \{A_{EM}, A_{SEM}, A_{NM}, A_{SHECM}, A_{HECM}\} \quad (22)$$

式中 A_{EM} 、 A_{SEM} 、 A_{NM} 、 A_{SHECM} 、 A_{HECM} 分别为 EM、SEM、NM、SHECM 以及 HECM 运行模式下的动作。通过这种分类方法,产消者能够根据自身需求和经济性目标灵活选择负荷运行模式以及动作,从而优化其能源交易及调度策略。

本文将 A_{NM} 定义为产消者的基本运行模式。在此模式下,产消者将按照预定计划进行负荷运行。对于其他动作模式下的负荷需求,可通过引入负荷需求预测系数相对于 NM 模式进行计算与调整,实现不同运行模式下的负荷差异与策略变化^[40]。

$$d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t) = (1 - \kappa_n^{t+1}(a_n^t)) d_n^{t+1}(s_n^l, A_{NM}) \quad (23)$$

式中: $d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t)$ 为产消者 n 在 t 时段状态 s_n^l 下选择动作 a_n^t 时的期望负荷需求; $d_n^{t+1}(s_n^l, A_{NM})$ 为产消者 n

在 t 时段状态 s_n^l 下选择动作 A_{NM} 时 $t+1$ 时段的期望负荷需求; $\kappa_n^{t+1}(a_n^t)$ 为产消者 n 在 t 时段选择动作 a_n^t 时相较于 A_{NM} 的负荷需求预测系数。

为了提高状态转移概率的计算精度,基于式(23)首先计算 $d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t)$ 与状态集 S_n 中各个状态的欧几里得距离,该过程通过量化不同状态间的差异程度为后续的状态转移概率计算提供了准确的度量基础。

$$D(s_n^{l,t+1}, L_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t)) = \|d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t) - s_n^{l,t+1}\|_2 \quad (24)$$

式中: $D(s_n^{l,t+1}, L_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t))$ 为产消者 n 在 $t+1$ 时段状态 $d_n^{t+1}(s_n^l, A_{NM})$ 与状态 $s_n^{l,t+1}$ 之间的欧几里得距离; $s_n^{l,t+1}$ 为产消者 n 在 $t+1$ 时段的第 l 个状态, $s_n^{l,t+1} \in S_n$; $L_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t)$ 为产消者 n 在 t 时段状态 s_n^l 动作时 $t+1$ 时段的状态。

之后利用欧几里得距离计算具体的状态转移概率。

$$\begin{cases} w_l = \frac{1}{D(s_n^{l,t+1}, d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t))} \\ W = \sum_{l=1}^L \frac{1}{D(s_n^{l,t+1}, d_n^{t+1}(s_n^l, a_n^t))} \\ P(s_n^{l,t+1} | s_n^l, a_n^t) = \frac{w_l}{W} \end{cases} \quad (25)$$

式中: w_l 为第 l 个状态的权重; W 为所有状态权重之和; L 为产消者 n 总的状态数量; $P(s_n^{l,t+1} | s_n^l, a_n^t)$ 为产消者 n 在 t 时段状态 s_n^l 下选择动作 a_n^t 时、 $t+1$ 时段状态为 $s_n^{l,t+1}$ 概率。

从式(25)可以看出,状态转移概率随着状态接近预期负荷需求而提高。这也表明,在随机博弈的发展过程中,产消者更倾向于选择与自身预期负荷需求匹配的状态,从而提升决策的合理性和交易的高效性。此外,考虑到实际交易环境中的不确定性和动态变化,基于负荷需求驱动计算的状态转移概率是动态可变的,能够自适应不同场景下的需求波动。这一特性进一步验证了本文提出的方法在随机博弈中有效性和可行性,并为其在实际电力市场中的应用进一步提供了理论支撑。

3.2 自适应状态树削减

结合上述状态转移概率计算方法以及 MDP 特性可知,产消者的状态数量随着时间的推移呈指数增长。在这一过程中,可能会出现大量无效状态,不仅占用大量计算资源,还可能导致求解复杂度急

剧上升,甚至出现无法求解的情况。为此,本文提出了一种自适应状态树削减技术,以有效降低计算负担并提升求解效率。自适应状态树削减技术如图2所示。

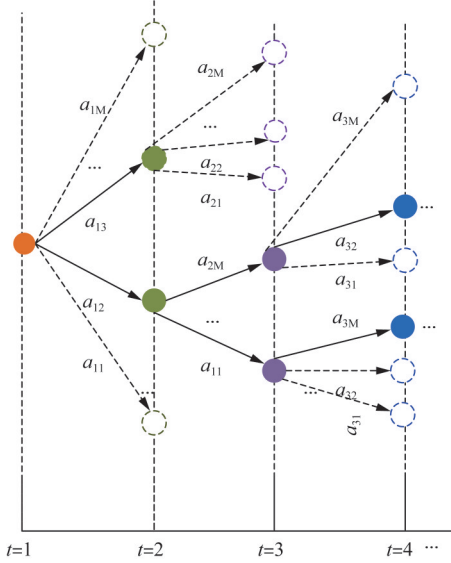


图2 自适应状态树削减过程

Fig. 2 Structure of adaptive state-tree reduction

在图2中,随机博弈的过程通过自适应状态树进行表示。其中,实心圆表示产消者实际选择的**状态,空心圆表示被剔除的冗余状态。状态树的每个节点对应产消者P2P交易过程中的一个时段。可以看出随着时段的增加状态树的分支变得愈加复杂。

本文提出的方法首先利用式(25)计算各状态的转移概率,并设定一个阈值,以筛除无效的冗余状态。通过这一削减机制,能够有效减少状态空间规模,降低计算复杂度,同时确保决策的合理性和高效性,阈值筛选具体如下。

$$P^{(s_{n,t}^l)} \geq \theta_n^l \quad (26)$$

式中: $s_{n,t}^l$ 为产消者 n 在 t 时段的第 l 个状态; $P^{(s_{n,t}^l)}$ 、 θ_n^l 分别为产消者 n 在 t 时段选择状态 s^l 的概率以及预先设定的阈值。

进一步对通过筛选的状态进行归一化计算,以确保状态转移概率总和为1,同时增强模型的数值稳定性。归一化计算方法如下。

$$P^{(s_{n,t}^l)'} = \frac{P^{(s_{n,t}^l)}}{\sum_{s_{n,t}^l \in S_n'} P^{(s_{n,t}^l)}} \quad (27)$$

式中: $P^{(s_{n,t}^l)'}$ 为归一化后的状态 s^l 的转移概率; S_n' 为

筛选后的状态集合。

之后将归一化后状态转移概率中最高的前 K 个值对应的状态划分至状态集合 $S_{n,\max}'$ 中,其余状态划分到状态集合 $S_{n,\min}'$ 。然后,利用随机函数 $r = \text{rand}(0, 1)$ 进行下一个状态的选择。

$$S_{n,t+1}' = \begin{cases} S_{n,\max}', & r > \left(1 - \sum_{s_{n,t}^l \in S_n'} P^{(s_{n,t}^l)'}\right) \\ S_{n,\min}', & r \leq \left(1 - \sum_{s_{n,t}^l \in S_n'} P^{(s_{n,t}^l)'}\right) \end{cases} \quad (28)$$

当 $r > \arg \min(S_{n,\max}') (r \leq \arg \max(S_{n,\min}'))$ 时,将筛选得到的状态集合 $S_{n,\max}' (S_{n,\min}')$ 进一步划分成两个子集合,并重复上述过程,即再次执行状态归一化、状态分类筛选、随机选择等步骤,直到筛选到满足要求的状态。

为了保证产消者在不完全信息环境下能够自主决定交易策略,并在交易过程中动态调整和迭代优化交易策略,本文采用了分布式算法进行优化求解,从而提高交易效率,更好地适应实际P2P交易环境。

本文的求解过程主要包括两部分:第一部分,产消者通过 Harsanyi 转换对不完全信息进行处理,并结合前景理论刻画其在交易决策中的风险感知和收益评估;第二部分,基于随机博弈框架,对交易策略进行优化求解,使产消者能够在不确定性条件下做出最优交易决策。具体求解流程如图3所示。

4 算例仿真

4.1 仿真参数设置

为验证本文所提方法的有效性,构建了一个由4位产消者组成的P2P电能交易系统。该系统包括两名配备光伏发电设备的产消者、一名配备风力发电设备的产消者,以及一名同时具备光伏与风力发电设备的产消者。各产消者的可再生能源出力及负荷曲线如图4所示。其中产消者可在生能源出力数据来源于芬兰电厂公开数据^[41],负荷数据则参考了英国用户用电负荷^[42],并根据本文模型建模要求进行了部分数据改进。

上述产消者负荷均由柔性负荷以及固定负荷构成,其中负荷优化调度主要依赖于柔性负荷的调整。为模拟实际电力市场环境,电网购售电价格采用分时电价策略,具体价格曲线如图5所示。

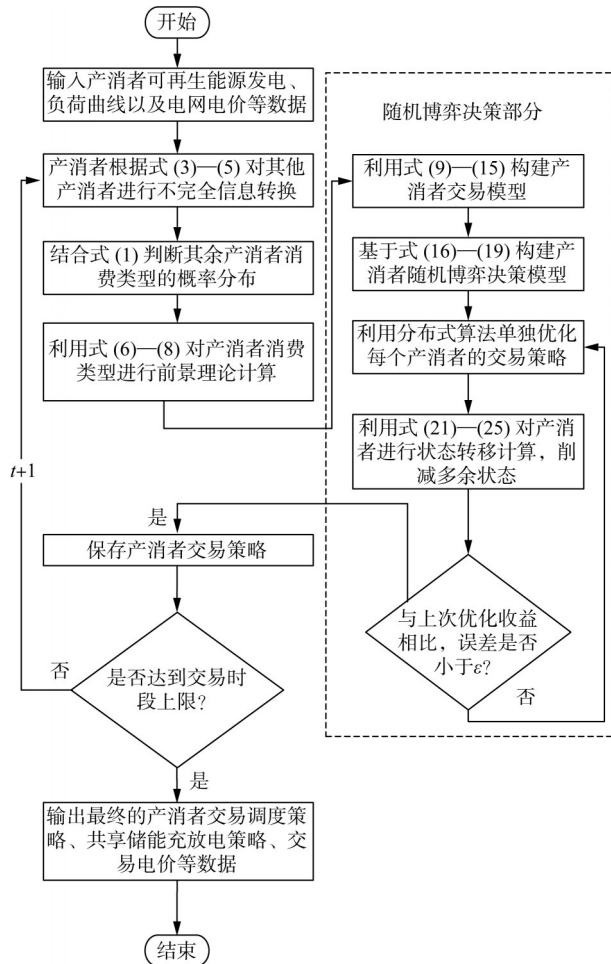


图3 不完全信息下产消者随机博弈交易决策优化流程图

Fig. 3 Flowchart of prosumer stochastic game trading decision optimization under incomplete information

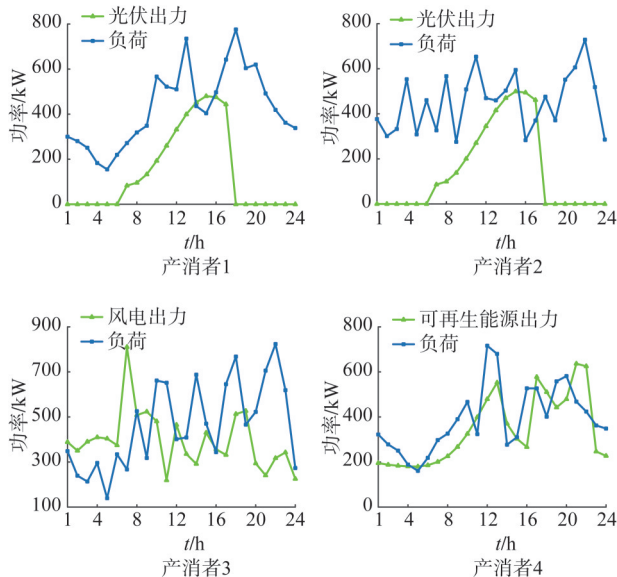


图4 产消者负荷及可再生能源出力

Fig. 4 Load profiles and renewable energy output of prosumers

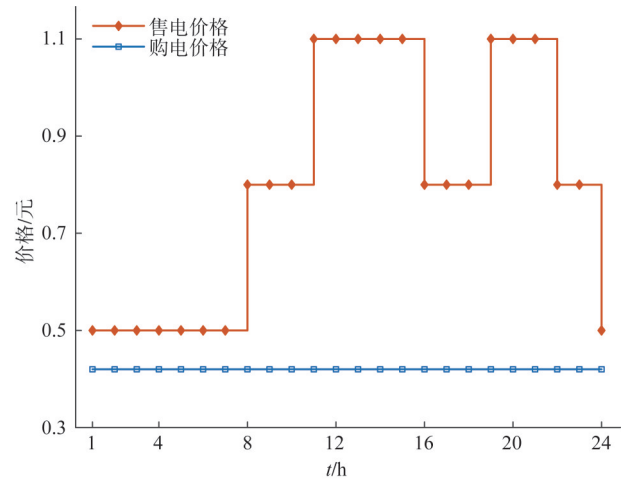


图5 电网购售电价格

Fig. 4 Electricity prices of grid

4.2 仿真结果分析

为验证本文提出的不完全信息下产消者随机博弈P2P交易策略的有效性, 本文将其与不完全信息下的产消者非合作博弈P2P交易策略进行了对比分析。通过从产消者负荷调度、交易策略、交易价格及经济效益等多个维度进行对比, 证明了所提方法在复杂交易环境中的具有更好的有效性与适应性。

在不完全信息下的非合作博弈中, 信息的转化方法与本文所提出的方式一致。在博弈优化部分, 本文将非合作博弈看做静态博弈, 各产消者根据自身负荷需求以及可再生能源出力情况, 依据已转换的不完全信息, 在交易的初期阶段便对典型日的所有时段进行交易优化决策。一旦产消者做出交易决策, 便不会根据外部环境的变化进一步调整其策略。

4.2.1 交易运行策略分析

图6—7分别展示了进行不完全信息转化后的产消者基于随机博弈和非合作博弈的P2P交易策略及负荷运行情况。

从图6—7中可以看出, 两种博弈模型均能够帮助产消者在不完全信息环境下实现交易策略调整正以及负荷优化调度并提高经济效益。然而, 在不同的时段, 产消者的交易行为呈现出显著差异。具体而言, 图6(基于随机博弈的策略)在交易过程中, 负荷调度表现出更为有效的削峰填谷, 从而使得产消者的交易量变化更加平稳。而在图7(基于非合作博弈的策略)中, 产消者的负荷调度则较弱, 从而使得交易量波动较大。上述对比结果表明, 随机博

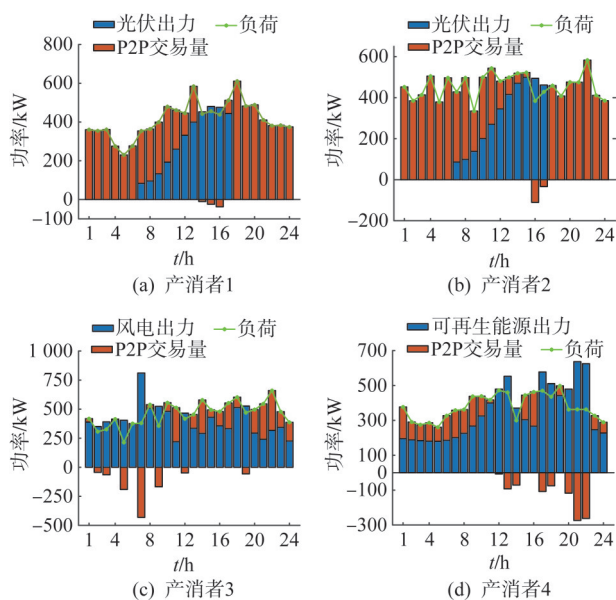


图6 基于不完全信息下随机博弈的产消者运行交易策略

Fig. 6 P2P trading strategy of prosumer based on stochastic game under incomplete information

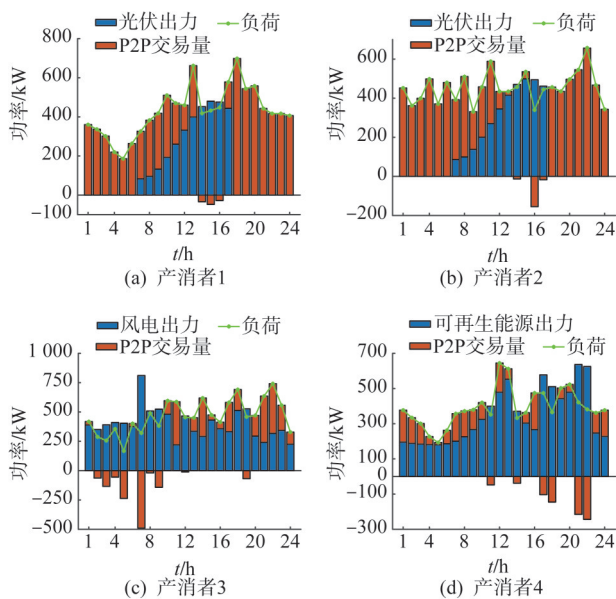


图7 基于不完全信息下非合作博弈的产消者运行交易策略

Fig. 7 P2P trading strategy of prosumer based on non-cooperative game under incomplete information

弈策略能够更好地平衡供需关系,优化负荷调度,增强系统的运行稳定性。而非合作博弈策略在应对动态负荷变化时具有一定的局限性。

造成上述现象的主要原因在于随机博弈能够充分考虑产消者之间的交易互动,并且通过引入MDP有效缓解产消者行为中固有的随机性。因此,

本文所提出的方法能够更准确地预测产消者的未来行为,进而得出更符合实际行为的优化结果。这种优化交易策略不仅显著改善了负荷曲线,还动态调整了产消者的P2P交易策略,使其更加适应复杂多变的市场环境。相对而言,非合作博弈作为一种静态博弈,由于产消者之间缺乏有效的调整机制,导致交易策略的波动性显著增加。上述对比表明了随机博弈在P2P交易中具有更好的优势。

不同交易策略下的产消者负荷曲线峰谷差率如表1所示。从表1中可以看出,采用本文所构建的随机博弈模型后,相比于传统的非合作博弈模型,产消者负荷曲线的峰谷差率显著下降,具体下降幅度分别为11.00%、6.98%、9.77%、22.35%。这也进一步验证了本文所提方法在优化负荷调度、削峰填谷方面的显著优势。

表1 不同博弈模型下的产消者负荷峰谷差率对比

Tab. 1 Comparison of peak-to-valley load difference of prosumers under different game models %

产消者	初始负荷	非合作博弈	随机博弈
1	80.02	73.36	62.36
2	62.17	49.56	42.58
3	83.05	77.41	67.64
4	77.53	70.04	47.69

4.2.2 P2P交易效益分析

不同博弈模型下的产消者P2P交易价格如图8所示。

从图8中可以看出,采用两种博弈策略所得的P2P购电价格均未超过电网的卖电价格。然而,基于随机博弈的交易策略计算出的交易价格相比非合作博弈呈现出更为平稳的趋势,这为产消者提供了更加稳定的交易环境。其主要原因在于,相较于非合作博弈,随机博弈充分考虑了产消者在交易过程中的信息不对称性,能够实现交易策略的动态实时调整。这种动态调整机制促使各方在博弈过程中趋向于达成更为均衡的价格区间,从而避免了价格的剧烈波动。通过这种机制,交易价格的平稳性有效提高了买方的参与意愿,进而保障了P2P交易市场的健康、稳定运行,为随机博弈的实际应用提供了重要的理论依据。

对于P2P售电价格而言,本文提出的售电价格在大多数时间段内普遍高于非合作博弈的价格,这

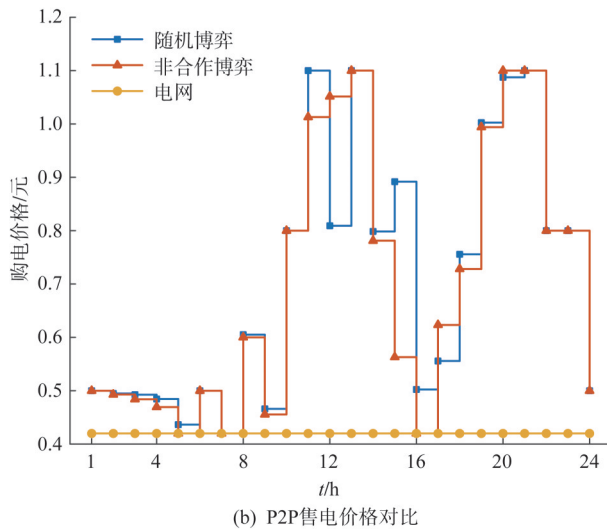
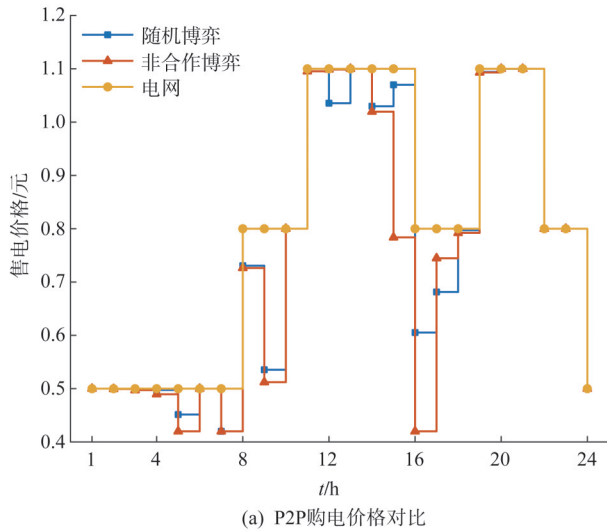


图8 不同博弈模型产消者P2P交易价格对比

Fig. 8 Comparison of electricity prices of prosumers under different game models

一优势确保了产消者中卖方的经济效益。其主要原因在于,随机博弈能够激励卖方在交易中寻求更高的收益,并通过博弈过程中的策略调整降低由不完全信息和产消者交易行为所带来的不确定性。相比之下,非合作博弈作为静态博弈缺乏适时调整机制,导致卖方在定价时无法充分考虑整体市场的平衡,最终导致售电价格波动较大,从而影响了经济效益的稳定性。

从购售电价格对比可以发现,随机博弈的优势在于其动态调整能力使得产消者能够根据市场变化灵活调整策略,从而优化定价和收益分配。通过稳定的购售电价格制定,随机博弈相对比非合作博弈,不仅可以更加有效地提高产消者参与P2P交易

的积极性,增加其经济效益,还能够增强市场的稳定性和吸引力,从而推动整个P2P电能交易市场的进一步发展和完善。

不同博弈模型下产消者各时段经济效益如图9所示。从图9可以看出,采用本文方法的产消者在大多数时段的经济效益均高于非合作博弈策略。具体而言,产消者在谷时段几乎均为增加负荷需求,因此两种策略在该时段的经济效益接近,差异较小。在高峰时段,本文方法通过更有效的削峰填谷策略,优化了电力供应与需求的平衡,进而实现了更好的经济效益。这也表明,随机博弈策略能够在负荷高峰期更好地调节产消者需求,实现收益最大化。

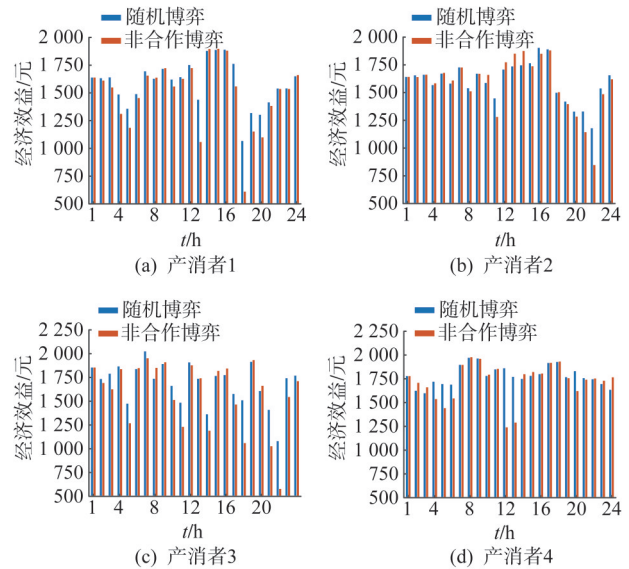


图9 不同博弈模型产消者经济效益对比

Fig. 9 Comparison of profits of prosumers under different game models

在平时段,尽管产消者的经济效益偶尔会低于非合作博弈策略,但这些较低效益的时段实际上是为了实现整体经济效益的最大化而进行的战略性妥协。通过适当牺牲某些时段的短期经济效益,随机博弈策略能够在全局范围内提升长期效益,从而实现全局最优。这一现象进一步证明了本文提出的方法具有良好的全局协调能力,并能够在复杂环境下做出更加灵活和合理的决策。

产消者参与P2P交易典型日总效益如表2所示。从表中可以看出,采用本文所提的随机博弈方法,相较于非合作博弈模型,产消者的经济效益分别提

表2 不同博弈模型下的产消者总效益对比

Tab. 2 Comparison of total profit of prosumers of prosumers under different game models 元

产消者	非合作博弈	随机博弈
1	35 928. 20	37 973. 73
2	37 891. 81	38 432. 99
3	38 020. 81	40 498. 28
4	41 304. 49	42 789. 70

升了5.69%、1.43%、6.52%以及3.60%。其中产消者2由于在交易过程中负荷需求较高,而可再生能源出力相对较低,导致其在P2P交易中主要以购电为主,而非售电。此外,可再生能源出力的不足不仅限制了产消者2在交易策略上的调整空间,也进一步限制了其交易策略的制定。因此,相较于其他产消者的经济增长情况,产消者2的收益增长幅度相对有限。

这一结果表明,本文方法能够有效应对交易中信息不对称所带来的不确定性,通过优化策略、减少交易波动,提升了交易过程中的效率和稳定性,进而显著提升产消者的整体经济效益。这也进一步验证了所提模型在实际应用中的有效性和优越性。

4.2.3 自适应状态树削减技术分析

为进一步验证本文提出的自适应状态树削减技术的有效性,将其与传统期望预测方法进行了比较。为了保证分析的普适性,本文以产消者1为例进行详细对比,结果如图10所示。

从图10中可以发现,两种预测方法都有着较好的预测精度。对传统期望预测方法而言,尽管

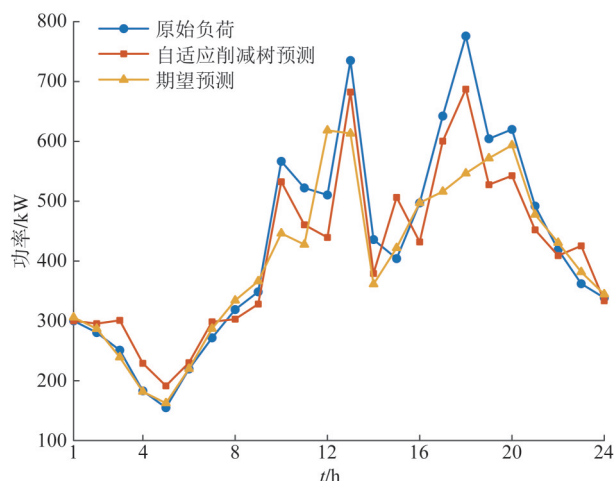


图10 不同场景预测方法对比

Fig. 10 Comparison of prediction methods for different scenarios

在某些时段表现出较高的预测精度,但在其他时间段也存在明显的偏差。而与之相比,本文所提方法考虑了产消者行为对未来阶段的影响,并将不确定性因素纳入模型中,做到了动态调整预测。因此,尽管在某些时刻预测结果略有偏差,本文方法依然能够更好地与实际应用场景相契合。相反,期望预测方法虽然在某些时段能够较为准确地预测初始负荷,但它忽视了产消者在交易互动过程中策略调整的动态性以及不完全信息的影响,从而导致与实际情况的偏差增大。这一对比结果进一步验证了本文提出的自适应状态树削减技术在产消者不完全信息下随机博弈决策模型中的有效性,证明了其在状态预测方面的合理性与可行性。

5 结论

针对P2P交易过程中因CPS导致的产消者信息不完全以及交易行为的强随机性等问题^[43-44],本文提出了一种不完全信息下基于随机博弈的产消者点对点交易策略优化方法。首先,利用Harsanyi转换和前景理论实现了不完全信息转化;之后,构建了一个基于随机博弈的产消者P2P交易决策模型,有效降低了交易行为中的不确定性;并提出了一种状态树自适应削减技术,以提高策略优化的效率。通过仿真算例,得到了以下结论。

1)基于本文所提出的Harsanyi转换和前景理论方法不仅可以实现CPS导致的不完全信息转化,还可以使得转化结果更加贴合产消者实际心理,从而增强本文方法的实际适应性。

2)基于随机博弈的产消者P2P交易决策模型在提高产消者经济效益、优化交易调度策略等方面均表现出显著优势,也表明了本文方法可以进一步推动P2P交易市场的发展。

3)所提出的自适应状态树削减技术不仅有效提升了策略优化的计算效率,还使得预测结果更加符合现实情况,这也进一步证明了本文方法的实用性和可行性。

在未来的研究中,将进一步探索多种能源耦合以及考虑可再生能源出力不确定性条件下的产消者P2P交易策略优化,以推动P2P交易市场的进一步发展。

参考文献

- [1] HU J, WU J, AI X, et al. Coordinated energy management of prosumers in a distribution system considering network congestion[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 468 – 478.
- [2] XU G, DONG H, XU Z, et al. China can reach carbon neutrality before 2050 by improving economic development quality[J]. Energy, 2022(243):123087.
- [3] 中共中央国务院. 关于进一步深化电力体制改革的若干意见(中发[2015]9号)[EB/OL]. [2020-12-14]. http://tgs.ndrc.gov.cn/zyw/201601/t20160129_773852.html.
- [4] ALSHEHRI K, NDRIO M, BOSE S, et al. Quantifying market efficiency impacts of aggregated distributed energy resources[J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2020, 35(5): 4067 – 4077.
- [5] PARAG Y, SOVACOL B. Electricity market design for the prosumer era[J]. Nature Energy, 2016(1): 16032.1 – 16032.10.
- [6] 李彬, 覃秋悦, 祁兵, 等. 基于区块链的分布式能源交易方案设计综述[J]. 电网技术, 2019, 43(3): 961 – 972.
LI Bin, QIN Qiuyue, QI Bing, et al. Design of distributed energy trading scheme based on block chain[J]. Power System Technology, 2019, 43(3): 961 – 972.
- [7] MANJUNATHA H, PURUSHOTHAMA G, NANJAPPA Y, et al. Auction-based single-sided bidding electricity market: an alternative to the bilateral contractual energy trading model in a grid-tied microgrid[J]. IEEE Access, 2024(12): 48975 – 48986.
- [8] CUI S, XU S, HU F, et al. A Consortium blockchain-enabled double auction mechanism for peer-to-peer energy trading among prosumers[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2024, 9(3): 82 – 97.
- [9] KANG J, YU R, HUANG X, et al. Enabling localized peer-to-peer electricity trading among plug-in hybrid electric vehicles using consortium blockchains[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6):3154 – 3164.
- [10] GUERRERO J, CHAPMAN A, VERBIČ G. Decentralized P2P energy trading under network constraints in a low-voltage network[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5163 – 5173.
- [11] AMIN U, HOSSAIN M, TUSHAR W, et al. Energy trading in local electricity market with renewables—a contract theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(6): 3717 – 3730.
- [12] MORSTYN T, TEYTELBOYM A, MCCULLOCH M. Bilateral contract networks for peer-to-peer energy trading[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2):2026 – 2035.
- [13] 雷杰宇, 高仕斌, 韦晓广, 等. 基于股权分配的能源市场P2P能量共享交易模型[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(23): 8548 – 8563.
LEI Jieyu, GAO Shibin, WEI Xiaoguang, et al. A Shareholding-based energy sharing transaction model for energy market among peer-to-peer prosumers[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(23): 8548 – 8563.
- [14] RAHI G, ETESAMI S, SAAD W, et al. Managing price uncertainty in prosumer-centric energy trading: a prospect-theoretic Stackelberg game approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 702 – 713.
- [15] 马腾飞, 裴玮, 肖浩, 等. 基于纳什谈判理论的风-光-氢多主体能源系统合作运行方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1): 25 – 39,395.
MA Tengfei, PEI Wei, XIAO Hao, et al. Cooperative operation method for wind-solar-hydrogen multi-agent energy system based on Nash bargaining theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 25 – 39,395.
- [16] 陈娟, 李筱笛, 鲁斌. 合作联盟视角下点对点电力市场模式及行为演化[J]. 电网技术, 2023, 47(8): 3227 – 3238.
CHEN Juan, LI Xiaodi, LU Bin. Point-to-point power market mode and behavior evolution from perspective of cooperative alliance[J]. Power System Technology, 2023, 47(8): 3227 – 3238.
- [17] 陈岑, 武传涛, 康慨, 等. 基于改进Owen值法的分布式储能双层合作博弈优化策略[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(11): 3924 – 3936.
CHEN Cen, WU Chuantao, KANG Kai, et al. Optimal strategy of distributed energy storage two-layer cooperative game based on improved owen-value method[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(11): 3924 – 3936.
- [18] 马天男, 杜英, 苟全峰, 等. 基于Berge-NS均衡的电力市场多主体非合作博弈竞争模型[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(6): 192 – 204.
MA Tiannan, DU Ying, GOU Quanfeng, et al. Non-cooperative competition game model of multiple subjects in electricity market based on Berge-NS equilibrium[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(6): 192 – 204.
- [19] PAUDEL A, CHAUDHARI K, LONG C, et al. Peer-to-peer energy trading in a prosumer-based community microgrid: a game-theoretic model[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(8): 6087 – 6097.
- [20] ZHANG M, ELIASSEN, TAHERKORDI A, et al. Demand-response games for peer-to-peer energy trading with the Hyperledger blockchain[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Systems, 2022, 52(1):19 – 31.
- [21] 王泽淇, 贾燕冰, 韩肖清, 等. 考虑产消者响应与不确定性的微能网双层混合博弈优化[J]. 电网技术, 2024, 48(7): 2754 – 2764.
WANG Zeqi, JIA Yanbing, HAN Xiaoqing, et al. Optimization of a two-layer hybrid game between micro-energy networks and producer-consumers considering demand response and uncertainty[J]. Power System Technology, 2024, 48(7): 2754 – 2764.
- [22] LIU N, CHENG M, YU X, et al. Energy-sharing provider for PV prosumer clusters: a hybrid approach using stochastic programming and Stackelberg game[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8):6740 – 6750.
- [23] PENG Q, WANG X, KUANG Y, et al. Hybrid energy sharing mechanism for integrated energy systems based on the Stackelberg game[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(5):911 – 921.
- [24] 张维迎. 博弈论与信息经济学[M]. 上海: 上海人民出版社, 2004.
- [25] 江昕玥, 吕瑞扬, 何洁, 等. 考虑不完全信息披露的共享储能联合调频分散交易机制[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 68 – 79.
JIANG Xinyue, LÜ Ruiyang, HE Jie, et al. Decentralized trading mechanism for joint frequency regulation of shared energy

- storage considering incomplete information disclosure [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47 (18): 68 – 79.
- [26] ZHONG W, XIE K, LIU Y, et al. Distributed demand response for multienergy residential communities with incomplete information [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(1):547 – 557.
- [27] WANG H, HUANG T, LIAO X, et al. Reinforcement learning for constrained energy trading games with incomplete information [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47 (10): 3404 – 3416.
- [28] LI T, SHAHIDEPOUR M. Strategic bidding of transmission-constrained GENCOs with incomplete information [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(1): 437 – 447.
- [29] 孙勇, 王惠锋, 孟祥东, 等. 基于不完全信息的工业园区多主体需求响应博弈策略研究[J]. *电工电能新技术*, 2024, 43 (2): 65 – 77.
- SUN Yong, WANG Huifeng, MENG Xiangdong, et al. Research on multi-agent demand response game strategy of industrial park based on incomplete information [J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2024, 43 (2): 65 – 77.
- [30] 黄宇, 吴思橙, 徐璟, 等. 不完全信息下计及环境成本的多能源集线器博弈优化调度[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46 (20): 109 – 118.
- HUANG Yu, WU Sicheng, XU Jing, et al. Game optimal scheduling among multiple energy hubs considering environmental cost with incomplete information [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46 (20): 109 – 118.
- [31] HARSANYI J. Games with incomplete information played by Bayesian players, I-III: part I. The basic model [J]. *Management Sciences*, 1967, 14(3):159 – 182.
- [32] CHEN L, LIU N, LI C, et al. Peer-to-peer energy sharing with social attributes: a stochastic leader – follower game approach [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17 (4):2545 – 2556.
- [33] MENG L, XU X, ZHAO Y, et al. Cooperative coalition for formation flight scheduling based on incomplete information [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, 28 (6): 1747 – 1757.
- [34] 乔姝, 万树文. 基于连续比例Logistic回归模型的贝叶斯判别分析 [J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2024, 46 (4): 601 – 609.
- QIAO Shu, WAN Shuwen. A Bayesian discriminant analysis method based on continuous ratio Logistic regression models [J]. *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition*, 2024, 46 (4): 601 – 609.
- [35] KAHNEMAN D, TVERSKY A. Prospect theory: an analysis of decision under risk [J]. *Econometrica*, 1979, 47 (2): 263 – 292.
- [36] AL-NOWAIHI A, BRADLEY I, DHAMI S. A note on the utility function under prospect theory [J]. *Economics Letters*, 2008, 99(2):337 – 339.
- [37] PRELEC D. The probability weighting function [J]. *Econometrica*, 1998, 66(3):497 – 527.
- [38] LIU N, YU X, WANG C, et al. Energy-sharing model with price-based demand response for microgrids of peer-to-peer prosumers [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32 (5):3569 – 3583.
- [39] ETESAMI S, SAAD W, MANDAYAM N, et al. Stochastic games for the smart grid energy management with prospect prosumers [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2018, 63(8): 2327 – 2342.
- [40] TSAOUS`OGLOU G, EFTHYMIOPOULOS N, MAKRI S P, et al. Multistage energy management of coordinated smart buildings: a multiagent Markov decision process approach [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2022, 13(4): 2788 – 2797.
- [41] Fingrid. Fingrid open datasets, 2024. [EB/OL].[2025 – 02 – 10]. <https://data.fingrid.fi/en/datasets>.
- [42] KELLY J, KNOTTENBELT W. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes [J]. *Scientific Data*, 2015, 2(1): 1 – 14.
- [43] 程雪婷, 王金浩, 金玉龙, 等. 计及配电网运行约束的多虚拟电厂合作博弈策略 [J]. *南方电网技术*, 2023, 17(4): 119 – 131.
- CHENG Xueting, WANG Jinhao, JIN Yulong, et al. Cooperative game strategy of multiple virtual power plants considering the operational constraints of distribution network [J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(4):119 – 131.
- [44] 王勉, 王敬华, 董克前. 电力物联网背景下综合能源微网调度运行策略研究 [J]. *高压电器*, 2024, 60(6):172 – 180.
- WANG Mian, WANG Jinghua, DONG Keqian. Research on dispatching operation strategy of integrated energy microgrid in the context of power Internet of Things [J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(6): 172 – 180.

收稿日期: 2025-02-18; 网络首发日期: 2025-04-10

作者简介:

张帅(1996), 男, 博士研究生, 研究方向为博弈论及其在电能市场交易中的应用, zhangshuaiyoung@mail. iee. ac. cn;

裴玮(1982), 男, 通信作者, 研究员, 博士生导师, 博士, 研究方向为交直流微网和配电网、人工智能在电气领域应用, peiwei@mail. iee. ac. cn;

张涛(1976), 男, 高级经济师, 学士, 研究方向为储能投资组合决策优化, zhangtao@cpirhsl.com。