

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241742

考虑多重不确定性的虚拟电厂多主体协同交易优化策略

李晓露¹, 王嘉信¹, 柳劲松², 林顺富¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网上海市电力公司电力科学研究院, 上海 200437)

摘要: 随着新型电力系统建设的推进, 虚拟电厂已成为分布式能源参与电力市场交易的重要手段。然而, 新能源出力及电力市场价格的不确定性将导致虚拟电厂各利益主体决策空间的耦合性更为复杂, 为虚拟电厂的优化运行带来极大挑战。为此, 提出考虑多重不确定性的虚拟电厂多主体协同交易优化策略。首先, 构造基于 Wasserstein 距离的虚拟电厂多主体协同交易分布鲁棒模型, 并采用分布鲁棒机会约束表征新能源出力的不确定性, 通过强对偶理论和最恶劣下界法对模型进行重构。其次, 建立多主体协同交易的广义纳什均衡模型, 通过驻点法定义博弈的均衡状态, 结合线性化技术将其转化为混合整数线性规划问题。最后, 算例结果表明所提协同交易优化策略在兼顾经济性与保守性的前提下, 能够有效保障虚拟电厂各利益主体的合理收益。

关键词: 虚拟电厂; 不确定性; 分布鲁棒机会约束; 协同交易; 广义纳什均衡

Multi-stakeholder collaborative trading optimization strategy for virtual power plants considering multiple uncertainties

LI Xiaolu¹, WANG Jiaxin¹, LIU Jinsong², LIN Shunfu¹

(1. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Electric Power Research Institute, Shanghai 200437, China)

Abstract: With the rapid development of new power systems, virtual power plants (VPPs) have become a significant technical approach for integrating large-scale distributed energy resources into electricity market transactions. However, the uncertainties in renewable energy output and electricity market prices increase the coupling complexity of decision spaces among various stakeholders within a VPP, posing significant challenges to its optimal operation. To address this, a multi-stakeholder collaborative trading optimization strategy for VPPs considering multiple uncertainties is proposed. First, the distributionally robust optimization model for multi-stakeholder collaborative trading is constructed based on the Wasserstein distance. The uncertainties of renewable energy output are represented through distributionally robust chance constraints, and the model is restructured using strong duality theory and the worst-case lower-bound method. Then, a generalized Nash equilibrium model for multi-stakeholder collaborative trading is established. By defining the equilibrium state of the game through a stationary point method and applying linearization techniques, the problem is transformed into a mixed-integer linear programming formulation. Finally, numerical results demonstrate that the proposed collaborative trading optimization strategy effectively ensures reasonable profits for all stakeholders in the VPP while balancing economic efficiency and conservatism.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51977127).

Key words: virtual power plant; uncertainty; distributionally robust chance constraint; collaborative trading; generalized Nash equilibrium

0 引言

虚拟电厂(virtual power plant, VPP)可通过有效聚合电网中分布式能源(distributed energy resources,

DER), 实现内部成员的协同优化及市场交易, 是构建以新能源为主体的新型电力系统的重要技术手段^[1-2]。随着 DER 在配电网中的渗透率不断提高, 其角色逐渐从被动接受调度向参与市场竞争转变^[3]。当 DER 隶属于不同运营主体时, 不同主体间利益诉求的差异使传统集中式调度难以有效协调多主体间

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51977127)

的竞争与互动。VPP 需要考虑各主体之间的策略互动,以减轻对系统运营的负面影响。因此,研究 VPP 如何通过各主体协同交互制定最优交易决策,并提升整体运行效率具有重要意义。

目前,博弈论已被广泛应用于解决涉及多个利益主体的 VPP 交易问题,研究主要集中于构建合作博弈^[4-5]和非合作博弈模型。文献[4]提出了 VPP 与电动汽车(electric vehicle, EV)充电站合作构成的运营模式,并运用 Shapley 值法将整体利益分配给各成员。文献[5]提出在含多个产消者的 VPP 内部,通过纳什谈判实现系统间互惠互利的能量共享。上述文献中的事后收益分配机制在实际应用中常难以达成共识而受限。此外,合作模式旨在实现全局优化目标,难以确保个体利益最优性,存在整体效益提升但局部利益受损的潜在风险。相较之下,非合作博弈通过均衡机制协调个体与集体目标,能更好地兼顾现实条件下各主体的自主优化诉求^[6]。因此对于 VPP 运营商而言,采用非合作的运营模式,并建立有效的交易策略以协调多方利益是更为实际可行的路径。

文献[7]提出了基于 Stackelberg 博弈的 VPP 运营商返利定价机制,旨在奖励支持内部成员。文献[8-9]中作为领导者的 VPP 基于主从博弈决策交易电价,利用价格信号引导其他主体决策自身需求。上述研究均假设 VPP 对各主体具有主导作用,成员仅能被动响应 VPP 运营商制定的交易电价,缺乏市场竞争力,且策略动作存在先后顺序。这种决策空间不关联、策略选择不平等的框架忽略了主体间复杂的竞争与策略互动关系,可能会导致各主体潜在的利益损失,难以实现整体收益最优。因此,构建 VPP 中的非合作博弈模型,以实现主体最优决策与整体收益最大化至关重要。当聚焦于所有主体共同参与决策时,各主体策略空间相互约束,且决策域存在耦合关系,经典的纳什均衡不再适用。而广义纳什均衡(generalized Nash equilibrium, GNE)适用于决策空间相互耦合的博弈问题,且与参与博弈的各个决策主体之间为公平竞争关系。因此 GNE 在智能电网能源管理中的重要性日益凸显,如住宅能源调度^[10]和市场交易^[11]。文献[10]提出基于 GNE 的定价方案以实现多社区系统的最优调度。文献[11]提出发电商多时间耦合决策的电碳市场交易 GNE 模型。但上述研究均未考虑不确定性对均衡求解过程的复杂影响。

近年来,分布鲁棒机会约束(distributionally robust chance constraint, DRCC)方法在应对不确定性方面逐渐受到关注。DRCC 不依赖于随机变量的确定性

概率分布,而能够利用历史数据并充分挖掘随机变量的分布信息^[12]。文献[13]基于楼宇光伏出力的矩信息构建模糊集,并在此基础上建立了基于 DRCC 的楼宇群电-碳联合交易模型。然而,基于矩信息的模糊集仅能描述真实分布的部分信息,其保守程度相对较高。相比之下,基于 Wasserstein 距离的不确定集,假设随机变量的真实概率分布是连续的,并利用概率密度信息构建以经验分布为中心的球形概率空间模糊集,该方法能更准确地描述可能的概率分布,且在分布之间存在极小重叠时也能准确度量其差异,从而确保了所建模糊集具有良好的样本外表现^[14]。

针对上述问题,本文提出了基于 DRCC 的 VPP 多主体协同交易策略。首先基于历史数据构造电网电价和可再生能源出力的 Wasserstein 距离模糊集,并采用基于数据驱动的 DRCC 来描述各主体可再生能源出力的不确定性。其次构造 VPP 多主体协同分布鲁棒交易模型,通过强对偶理论和最大恶劣下界法对模型进行重构。最后基于非合作博弈理论建立博弈均衡模型,以 GNE 表征均衡性,通过驻点优化法求解 GNE 模型,并通过算例分析验证所提策略的有效性。

1 VPP 多主体协同交易框架

图 1 为 VPP 多主体协同交易结构,由分属于不同利益主体的 VPP 运营商、EV 充电站、智能产消者组成。VPP 运营商通过聚合分布式能源参与市场,

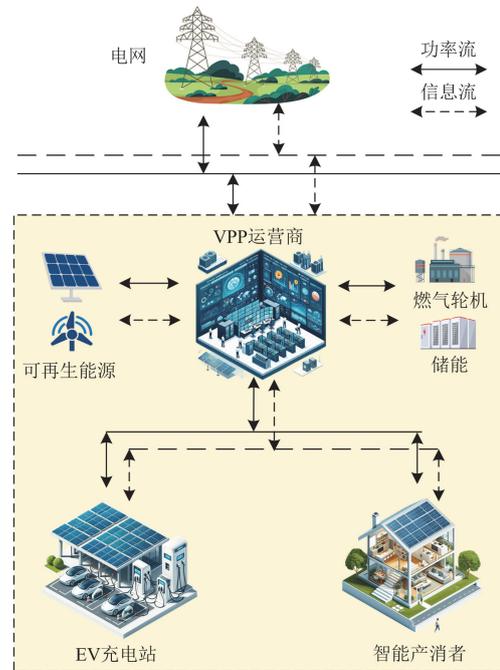


图 1 VPP 多主体协同交易框架示意图

Fig. 1 VPP multi-stakeholder collaborative trading framework

并与相近的灵活性能源主体协同交互, 以提升整体效益。EV 充电站和产消者因其灵活性和市场竞争潜力, 成为 VPP 协同优化的关键。通过与 VPP 的协作, 这些主体不仅优化了自身收益, 还为 VPP 创造了更大的系统价值。

在该交易框架下, EV 充电站、智能产消者与 VPP 运营商进行购售电交易。VPP 运营商包含可再生能源、燃气轮机等发电设备, 与具有电价不确定性的上级电网进行购售电交易, 通过协调优化燃气轮机出力、储能充放电等策略, 实现收益最大化或成本最小化。EV 充电站包含分布式光伏发电设施, 通过直接控制 EV 充放电行为, 协调优化 EV 充放电功率, 以实现运营成本最小化。具备分布式光伏的智能产消者, 可根据自身需求调控部分负荷参与需求响应, 以实现运营成本最小化。

2 电价和可再生能源出力不确定性建模

目前在 VPP 市场交易中采用的不确定性建模方法主要包括随机优化(stochastic optimization, SO)^[15]和鲁棒优化(robust optimization, RO)^[16]。SO 依靠概率分布处理随机参数, 但在实际中真实概率分布难以获知。RO 假定随机参数概率分布未知, 并在优化过程中考虑最坏情况, 导致结果的保守性较高。分布鲁棒优化(distributionally robust optimization, DRO)是一种能兼顾随机优化与鲁棒优化优势的方法。该方法通过构建基于历史数据的模糊集, 实现优化结果在保守性与乐观性之间的平衡。因此, 为解决间歇性可再生能源输出和市场价格波动等导致的不确定性问题, 本文采用基于概率距离的模糊集来描述电网电价与可再生能源出力的不确定性。模糊集可按距离度量方法的不同划分为基于 Wasserstein 距离的模糊集^[17]、基于 φ 散度的模糊集^[18]和基于综合范数^[19]的模糊集 3 类。但后两类模糊集引入了大量的离散场景, 导致计算效率较低。

Wasserstein 距离用于刻画经验分布与真实分布之间的距离, 从而构建概率分布的不确定集合, 其定义及不同置信度 β 下 Wasserstein 球半径 ε 的计算公式见文献[12]。基于此, 本节基于历史数据构建电网电价与可再生能源出力的 Wasserstein 距离模糊集, 通过球半径来定义随机变量概率分布的邻域范围。在该范围内, 进一步考虑最坏情况下可能出现的概率分布, 并将其定义为恶劣概率分布。该方法通过刻画模糊集中的最不利情形, 确保模型在极端波动下的决策可靠性, 从而为交易模型实现鲁棒性与经济性的平衡提供依据。

电网电价预测值的 Wasserstein 模糊集约束为

$$\begin{cases} d_w(\hat{\rho}_t^g, \tilde{\rho}_t^g) = \min_{\Pi_p} \int_{\mathcal{E}^2} \|\theta_p - \xi_p\| \Pi_p(d\theta_p, d\xi_p) \leq \varepsilon_p \\ P\{d_w(\hat{\rho}_t^g, \tilde{\rho}_t^g) \leq \varepsilon_p\} \geq \beta_p \end{cases} \quad (1)$$

式中: d_w 为 Wasserstein 距离; $\hat{\rho}_t^g$ 为电网购售电价样本 $\hat{\rho}_t^{g,\text{buy}}$ 、 $\hat{\rho}_t^{g,\text{sell}}$ 的概率分布; $\tilde{\rho}_t^g$ 为电网购售电价预测值 $\tilde{\rho}_t^{g,\text{buy}}$ 、 $\tilde{\rho}_t^{g,\text{sell}}$ 的恶劣概率分布; \mathcal{E} 为随机变量的支撑集; θ_p 、 ξ_p 分别为服从 $\hat{\rho}_t^g$ 、 $\tilde{\rho}_t^g$ 的随机变量; Π_p 为 θ_p 、 ξ_p 的联合概率分布; ε_p 为电网购售电价 Wasserstein 球半径; β_p 为电网购售电价的置信水平; P 为真实概率分布。

可再生能源出力的 Wasserstein 模糊集约束为

$$\begin{cases} d_w(\hat{P}_t^{\text{res}}, \tilde{P}_t^{\text{res}}) = \min_{\Pi_{\text{res}}} \int_{\mathcal{E}^2} \|\theta_{\text{res}} - \xi_{\text{res}}\| \Pi_{\text{res}}(d\theta_{\text{res}}, d\xi_{\text{res}}) \leq \varepsilon_{\text{res}} \\ P\{d_w(\hat{P}_t^{\text{res}}, \tilde{P}_t^{\text{res}}) \leq \varepsilon_{\text{res}}\} \geq \beta_{\text{res}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: \hat{P}_t^{res} 为可再生能源出力样本的概率分布; \tilde{P}_t^{res} 为可再生能源出力预测值的恶劣概率分布; θ_{res} 、 ξ_{res} 分别为服从 \hat{P}_t^{res} 、 \tilde{P}_t^{res} 的随机变量; Π_{res} 为 θ_{res} 和 ξ_{res} 的联合概率分布; ε_{res} 为可再生能源出力 Wasserstein 球半径; β_{res} 为可再生能源出力的置信水平。

3 VPP 多主体协同交易优化模型

3.1 VPP 运营商分布鲁棒优化交易决策模型

3.1.1 目标函数

针对电价不确定性, VPP 运营商采用分布鲁棒方法构建目标函数 F_{vppo} , 其中与上级电网的购电成本和售电收益通过最恶劣概率分布下期望的上/下确界表征。

$$\begin{cases} \min F_{\text{vppo}} = C^{\text{EO}} - R^{\text{EO}} - R^{\text{C\&P}} + C^{\text{ESS}} + C^{\text{GT}} \\ C^{\text{EO}} = \sup_{P \in \mathcal{P}_V^{\text{buy}}} \mathbb{E}^P \left[\sum_{t \in T} \tilde{\rho}_t^{g,\text{buy}} P_t^{g,\text{buy}} \right] \\ R^{\text{EO}} = \inf_{P \in \mathcal{P}_V^{\text{sell}}} \mathbb{E}^P \left[\sum_{t \in T} \tilde{\rho}_t^{g,\text{sell}} P_t^{g,\text{sell}} \right] \\ R^{\text{C\&P}} = \rho_t^{\text{EO}} P_t^{\text{C\&P}} \\ C^{\text{ESS}} = \sum_{t \in T} c^{\text{dep}} (P_{\text{ess},t}^{\text{c}} \Delta t + P_{\text{ess},t}^{\text{d}} \Delta t) \\ C^{\text{GT}} = \sum_{t \in T} \rho_{\text{gas}} V_t^{\text{gas}} \end{cases} \quad (3)$$

式中: C^{EO} 、 R^{EO} 分别为 VPP 运营商与上级电网的购电成本和售电收益在最恶劣概率分布下的期望; $R^{\text{C\&P}}$ 、 C^{ESS} 、 C^{GT} 分别为 VPP 运营商向 EV 充电站

和产消者售电的收益、储能退化成本和燃气轮机运行成本； \mathbb{E}^P 为概率分布 P 的期望； $\mathcal{P}_N^{\text{buy}}$ 、 $\mathcal{P}_N^{\text{sell}}$ 分别为购、售电价的模糊集； $P_t^{\text{g.buy}}$ 、 $P_t^{\text{g.sell}}$ 分别为 VPP 运营商向电网交易的购、售电量； ρ_t^{EO} 、 $P_t^{\text{C\&P}}$ 分别为 VPP 运营商与 EV 充电站和产消者交易的出清电价和交易功率，其中交易功率为正，代表 VPP 运营商向其他主体售电，交易功率为负，代表 VPP 运营商向其他主体购电； c^{dep} 为储能设备的退化系数；

$P_{\text{ess},t}^{\text{c}}$ 、 $P_{\text{ess},t}^{\text{d}}$ 分别为储能设备的充、放电功率； ρ_{gas} 为天然气价格； V_t^{gas} 为燃气轮机消耗燃气量； T 为时间周期； Δt 为时间间隔； \sup 为上确界，旨在找到模糊集内购电成本最大的场景； \inf 为下确界，旨在找到模糊集内售电收益最小的场景。

由于 VPP 运营商的决策变量中包含购售电价概率分布，其与电量的非线性耦合导致目标函数难以直接求解。然而，本文采用 DRO 分层决策框架实现解耦：外层优化购售电量；内层则在给定电量下决策出最恶劣电价概率分布。这种层级结构使内层模型中电价与电量呈现参数-变量分离特性，因此本文可根据文献[20]中的定理与强对偶理论将期望目标函数进行转化。最恶劣情况下的期望 $\sup_{P \in \mathcal{P}_N} \mathbb{E}^P[l(\xi)]$

可以等效为

$$\begin{cases} \inf_{\lambda \geq 0, s_m \in \mathbb{R}} \lambda \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N s_m \\ \text{s.t. } \sup_{\xi \in \tilde{\mathcal{E}}} (l(\tilde{\xi}) - \lambda \|\tilde{\xi} - \hat{\xi}\|) \leq s_m \end{cases} \quad (4)$$

式中： $\tilde{\xi}$ 为在闭合且凸的实数支撑集 \mathbb{R} 上的随机向量； $\hat{\xi}$ 为随机向量的样本值； λ 为对偶变量； s_m 为第 m 个辅助变量； N 为样本组的数目。

如果 $l(\xi)$ 是凸的，对于任意固定的 λ ，式(4)中的上确界只能在 $\tilde{\xi}$ 、 $\bar{\xi}$ 、 $\hat{\xi}_m$ 处得到。在考虑了具有闭区间的电网随机购电价 $[\rho_t^{\text{g.buy}}, \bar{\rho}_t^{\text{g.buy}}]$ 和一组样本 $\{\hat{\rho}_{t,1}^{\text{g.buy}}, \hat{\rho}_{t,2}^{\text{g.buy}}, \dots, \hat{\rho}_{t,N^{\text{buy}}}^{\text{g.buy}}\}$ 的情况下， C^{EO} 重新表述为

$$\begin{cases} C^{\text{EO}'} = \inf_{\lambda_t^{\text{buy}} \geq 0, s_{t,m}^{\text{buy}} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(\lambda_t^{\text{buy}} \varepsilon_b + \frac{1}{N^{\text{buy}}} \sum_{m=1}^{N^{\text{buy}}} s_{t,m}^{\text{buy}} \right) \\ \text{s.t. } \underline{\rho}_t^{\text{g.buy}} P_t^{\text{g.buy}} + \lambda_t^{\text{buy}} (\underline{\rho}_t^{\text{g.buy}} - \hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.buy}}) \leq s_{t,m}^{\text{buy}} \\ \bar{\rho}_t^{\text{g.buy}} P_t^{\text{g.buy}} - \lambda_t^{\text{buy}} (\bar{\rho}_t^{\text{g.buy}} - \hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.buy}}) \leq s_{t,m}^{\text{buy}} \\ \hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.buy}} P_t^{\text{g.buy}} \leq s_{t,m}^{\text{buy}} \end{cases} \quad (5)$$

式中： N^{buy} 为购电价样本组的数目； $s_{t,m}^{\text{buy}}$ 为 t 时刻第 m 个辅助变量； λ_t^{buy} 为购电成本模型的对偶变量； ε_b 为电网购电价 Wasserstein 球的半径。

然而，该强对偶结果无法直接用于求解最恶劣情形下 VPP 运营商售电收入的期望值 R^{EO} ，为解决此问题，本文使用 Wasserstein 距离和强对偶理论将 R^{EO} 重新表述为式(6)所示的凸问题。原目标函数重构为线性目标函数 F'_{vppo} ，具体内容见附录 A 式(A1)~式(A5)。

$$\begin{cases} R^{\text{EO}'} = \sup_{\lambda_t^{\text{sell}} \geq 0, s_{t,m}^{\text{sell}} \in \mathbb{R}} \sum_{t \in T} \left(-\lambda_t^{\text{sell}} \varepsilon_s + \frac{1}{N^{\text{sell}}} \sum_{m=1}^{N^{\text{sell}}} s_{t,m}^{\text{sell}} \right) \\ \text{s.t. } \underline{\rho}_t^{\text{g.sell}} P_t^{\text{g.sell}} - \lambda_t^{\text{sell}} (\underline{\rho}_t^{\text{g.sell}} - \hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.sell}}) \geq s_{t,m}^{\text{sell}} \\ \hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.sell}} P_t^{\text{g.sell}} \geq s_{t,m}^{\text{sell}} \end{cases} \quad (6)$$

式中： $R^{\text{EO}'}$ 为重构后 VPP 运营商的售电收益； λ_t^{sell} 为售电收益模型的对偶变量； N^{sell} 为售电价样本组的数目； $s_{t,m}^{\text{sell}}$ 为 t 时刻第 m 个辅助变量； ε_s 为电网售电价 Wasserstein 球半径； $\underline{\rho}_t^{\text{g.sell}}$ 为售电价 $\rho_t^{\text{g.sell}}$ 的最小值； $\hat{\rho}_{t,m}^{\text{g.sell}}$ 为售电价第 m 个样本值。

3.1.2 约束条件

VPP 运营商模型的约束包括：燃气轮机运行约束、储能运行约束、向电网购售电和与其他主体交易量的上下限约束、与其他主体交易的功率平衡约束、自身功率平衡约束。

1) 燃气轮机运行约束

$$\begin{cases} P_t^{\text{GT}} = \eta^{\text{GT}} H^{\text{LHV}} V_t^{\text{gas}} \\ P_t^{\text{GT},\text{min}} \leq P_t^{\text{GT}} \leq P_t^{\text{GT},\text{max}} \end{cases} \quad (7)$$

式中： P_t^{GT} 、 η^{GT} 分别为燃气轮机的发电功率和发电效率； H^{LHV} 为天然气低热值； V_t^{gas} 为燃气轮机消耗燃气量； $P_t^{\text{GT},\text{max}}$ 、 $P_t^{\text{GT},\text{min}}$ 分别为燃气轮机发电功率上下限。

2) 储能运行约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{\text{ess},t}^{\text{c}} \leq \mu_{\text{ess},t}^{\text{c}} P_{\text{ess}}^{\text{c,max}} \\ 0 \leq P_{\text{ess},t}^{\text{d}} \leq \mu_{\text{ess},t}^{\text{d}} P_{\text{ess}}^{\text{d,max}} \\ E_{\text{ess}}^{\text{min}} \leq E_{\text{ess},t} \leq E_{\text{ess}}^{\text{max}} \\ E_{\text{ess},t} = E_{\text{ess},t-1} + \eta_{\text{ess}}^{\text{c}} P_{\text{ess},t}^{\text{c}} \Delta t - \frac{P_{\text{ess},t}^{\text{d}} \Delta t}{\eta_{\text{ess}}^{\text{d}}} \\ E_{\text{ess},0} = E_{\text{ess},T} \\ \mu_{\text{ess},t}^{\text{c}} + \mu_{\text{ess},t}^{\text{d}} \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中： $P_{\text{ess},t}^{\text{c}}$ 、 $P_{\text{ess},t}^{\text{d}}$ 分别为储能的充、放电功率； $P_{\text{ess}}^{\text{c,max}}$ 、 $P_{\text{ess}}^{\text{d,max}}$ 分别为储能的充、放电功率上限； $E_{\text{ess},t}$ 表示 t 时刻储能容量水平； $E_{\text{ess},0}$ 、 $E_{\text{ess},T}$ 分别为起始时刻和结束时刻储能容量水平； $\eta_{\text{ess}}^{\text{c}}$ 、 $\eta_{\text{ess}}^{\text{d}}$ 分别为储能的充、放电效率； $E_{\text{ess}}^{\text{min}}$ 、 $E_{\text{ess}}^{\text{max}}$ 分别为储能的最小、最大容

量水平: $\mu_{\text{ess},t}^c$ 、 $\mu_{\text{ess},t}^d$ 分别为储能充、放电的状态位。

3) 购售电上下限约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_t^{\text{g,buy}} \leq P^{\text{g,buy,max}} \\ 0 \leq P_t^{\text{g,sell}} \leq P^{\text{g,sell,max}} \\ P^{\text{C\&P,min}} \leq P_t^{\text{C\&P}} \leq P^{\text{C\&P,max}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P^{\text{g,buy,max}}$ 、 $P^{\text{g,sell,max}}$ 分别为 VPP 运营商向外电网的最大购、售电量; $P^{\text{C\&P,max}}$ 、 $P^{\text{C\&P,min}}$ 分别为 VPP 运营商售于产消者和 EV 充电站的电量上下限。

4) 与其他主体交易功率平衡约束

$$P_t^{\text{C\&P}} - P_t^{\text{Pro}} - P_t^{\text{CS}} = 0; \rho_t^{\text{EO}} \quad (10)$$

式中: P_t^{Pro} 为产消者与 VPP 运营商的交易功率, 该值为正, 表示产消者向 VPP 运营商购电, 为负表示售电; P_t^{CS} 为 EV 充电站与 VPP 运营商的交易功率, 该值为正, 表示 EV 充电站向 VPP 运营商购电, 为负值表示售电; ρ_t^{EO} 为对偶变量。

5) 基于 DRCC 的功率平衡约束

将可再生能源发电功率视为随机变量 $\tilde{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}$, 因此功率平衡约束可写为机会约束的形式。但由于 $\tilde{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}$ 的分布未知, 所以机会约束无法直接用于计算。本文基于历史数据, 将机会约束转换成 DRCC, 表示为

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_{\text{N,EO,RES}}} P[P_t^{\text{EO,L}} + P_t^{\text{C\&P}} - P_t^{\text{GT}} - (P_t^{\text{g,buy}} - P_t^{\text{g,sell}}) - (P_{\text{ess},t}^{\text{d}} - P_{\text{ess},t}^{\text{c}}) \leq \tilde{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}] \geq 1 - \alpha \quad (11)$$

式中: $P_t^{\text{EO,L}}$ 为 VPP 运营商的负荷; $\mathcal{P}_{\text{N,EO,RES}}$ 为 VPP 运营商的可再生能源发电出力的模糊集; $P[\cdot]$ 表述不等式成立的概率; $1 - \alpha$ 为机会约束的置信水平。

为解决历史数据增长带来的计算复杂度问题, 本文引入最恶劣下界重写机会约束, 表示为

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_{\text{N,EO,RES}}} P[\underline{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}} \leq \tilde{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}] \geq 1 - \alpha \quad (12)$$

$$\begin{aligned} P_t^{\text{EO,L}} + P_t^{\text{C\&P}} - P_t^{\text{GT}} - (P_t^{\text{g,buy}} - P_t^{\text{g,sell}}) - \\ (P_{\text{ess},t}^{\text{d}} - P_{\text{ess},t}^{\text{c}}) \leq \underline{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}} \end{aligned} \quad (13)$$

式中: $\underline{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}$ 为 VPP 运营商中随机可再生能源出力的最大恶劣下界。

为求得此最大恶劣下界, 需求解如式(14)的 DRCC 问题。

$$\begin{cases} \max \sum_{t \in T} \underline{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}} \\ \text{s.t.} \inf_{P \in \mathcal{P}_{\text{N,EO,RES}}} P[\underline{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}} \leq \tilde{P}_{\text{eo},t}^{\text{RES}}] \geq 1 - \alpha \end{cases} \quad (14)$$

3.2 电动汽车充电站 DRCC 交易决策模型

3.2.1 目标函数

本研究考虑了配备分布式光伏的 EV 充电站,

鉴于单个 EV 的容量较小, 且用户不直接参与市场交易, 因此充电站需通过行为经济学机制引导充放电行为以实现充电站-用户的协同优化。为此本研究引入效用函数^[21], 将用户里程焦虑量化为充电延迟的机会成本, 并基于慢充场景 EV 用户对时序激励不敏感特性, 设定单位效用参数为 1 元/kWh。根据历史数据中 EV 的到达/离开时间、初始电量、最大充放电功率和电池容量等信息, 将 EV 聚类成 N^{type} 类, 类型 v 的 EV 占比为 ϕ_v 。EV 充电站的决策目标为

$$\begin{cases} \min F_{\text{evcs}} = \sum_{t \in T} (\rho_t^{\text{EO}} P_t^{\text{CS}}) - U^{\text{EV}} \\ U^{\text{EV}} = \sum_{v \in \mathcal{N}^{\text{EV}}} \sum_{t \in T} \left[N_{\text{EV}} \phi_v \alpha_{v,t}^{\text{EV}} \left(\eta_{\text{ev}}^{\text{c}} P_{v,t}^{\text{c}} - \frac{P_{v,t}^{\text{d}}}{\eta_{\text{ev}}^{\text{d}}} \right) \right] \end{cases} \quad (15)$$

式中: F_{evcs} 为成本函数; U^{EV} 为 EV 的效用; N_{EV} 为充电站一天之中服务的 EV 数量的平均值; \mathcal{N}^{EV} 表示 EV 的类型集合, 有 N^{type} 种元素; $\alpha_{v,t}^{\text{EV}}$ 为 EV 在 t 时刻的单位效用; $P_{v,t}^{\text{c}}$ 、 $P_{v,t}^{\text{d}}$ 分别为 EV 的充、放电功率; $\eta_{\text{ev}}^{\text{c}}$ 、 $\eta_{\text{ev}}^{\text{d}}$ 分别为 EV 的充、放电效率。

3.2.2 约束条件

1) EV 约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{v,t}^{\text{c}} \leq \mu_{v,t}^{\text{c}} P_v^{\text{c,max}}, \forall t \in [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \\ 0 \leq P_{v,t}^{\text{d}} \leq \mu_{v,t}^{\text{d}} P_v^{\text{d,max}}, \forall t \in [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \\ E_v^{\text{min}} \leq E_{v,t} \leq E_v^{\text{max}}, \forall t \in [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \\ E_{v,t_v^{\text{a}}} = E_v^{\text{ini}} \\ E_{v,t_v^{\text{d}}} = E_v^{\text{req}} \\ E_{v,t} = E_{v,t-1} + P_{v,t}^{\text{c}} \Delta t \eta_{v,c} - \frac{P_{v,t}^{\text{d}} \Delta t}{\eta_{v,d}}, \forall t \in [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \\ P_{v,t}^{\text{c}} = 0, P_{v,t}^{\text{d}} = 0, \forall t \notin [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \\ \mu_{v,t}^{\text{c}} + \mu_{v,t}^{\text{d}} \leq 1, \forall t \in [t_v^{\text{a}}, t_v^{\text{d}}] \end{cases} \quad (16)$$

式中: $P_v^{\text{c,max}}$ 、 $P_v^{\text{d,max}}$ 分别为 EV 充、放电功率的上限值; $\mu_{v,t}^{\text{c}}$ 、 $\mu_{v,t}^{\text{d}}$ 分别为 EV 充、放电状态位; $E_{v,t}$ 为 EV 的荷电状态; E_v^{max} 、 E_v^{min} 分别为 EV 荷电状态的上、下限; t_v^{a} 、 t_v^{d} 分别为 EV 到达及离开充电站的时间; E_v^{ini} 、 E_v^{req} 分别为 EV 到达充电站的初始电量和离开充电站的需求电量。

2) EV 充电站购售电约束

$$P_t^{\text{CS,min}} \leq P_t^{\text{CS}} \leq P_t^{\text{CS,max}} \quad (17)$$

式中: $P_t^{\text{CS,max}}$ 、 $P_t^{\text{CS,min}}$ 分别为 EV 充电站购售电功率的上、下限。

3) 基于 DRCC 的功率平衡约束

对于 EV 充电站的功率平衡约束, 同样引入机会约束描述光伏出力的不确定性, 并基于历史数据

转化为 DRCC。

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_{N^{\text{CS,PV}}}} P \left[\sum_{v \in N^{\text{EV}}} N_{\text{EV}} \varphi_v (P_{v,t}^{\text{c}} - P_{v,t}^{\text{d}}) - P_t^{\text{cs}} \leq \tilde{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}} \right] \geq 1 - \alpha \quad (18)$$

式中: $\tilde{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}}$ 为 EV 充电站光伏出力的随机变量; $\mathcal{P}_{N^{\text{CS,PV}}}$ 为 EV 充电站的光伏发电出力的模糊集。

为求得最大恶劣下界, 需求解 DRCC 问题, 见式(19)。

$$\begin{cases} \max \sum_{t \in T} \underline{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}} \\ \text{s.t.} \inf_{P \in \mathcal{P}_{N^{\text{CS,PV}}}} P[\underline{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}} \leq \tilde{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}}] \geq 1 - \alpha \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\underline{P}_{\text{cs},t}^{\text{PV}}$ 为 EV 充电站光伏发电出力的最大恶劣下界。

3.3 产消者 DRCC 交易决策模型

3.3.1 目标函数

本研究中产消者拥有分布式光伏, 内含大量的柔性负荷, 并能够通过调节负荷功率减少自身成本。具体而言, 电负荷划分为可转移负荷和可削减负荷, 可转移负荷分为转入、转出两种类型。为减小参与需求响应带来的不舒适度, 在成本中引入惩罚项, 因此决策目标为最小化产消者用电成本。

$$\begin{cases} \min F_{\text{pro}} = \sum_{t \in T} \rho_t^{\text{EO}} P_t^{\text{pro}} + C^{\text{DR}} \\ C^{\text{DR}} = \sum_{t \in T} \rho_t^{\text{tran}} (P_t^{\text{Pro,in}} + P_t^{\text{Pro,out}}) + \rho_t^{\text{cut}} P_t^{\text{Pro,cut}} \end{cases} \quad (20)$$

式中: F_{pro} 为产消者成本函数; C^{DR} 为产消者用户需求响应的惩罚成本; $P_t^{\text{Pro,in}}$ 、 $P_t^{\text{Pro,out}}$ 分别为产消者的转入和转出负荷; $P_t^{\text{Pro,cut}}$ 为产消者的削减负荷; ρ_t^{tran} 、 ρ_t^{cut} 分别为产消者转移和削减负荷的单位惩罚价格。

3.3.2 约束条件

1) 可削减负荷的上下限约束

$$P_t^{\text{Pro,cut,min}} \leq P_t^{\text{Pro,cut}} \leq P_t^{\text{Pro,cut,max}} \quad (21)$$

式中: $P_t^{\text{Pro,cut,max}}$ 、 $P_t^{\text{Pro,cut,min}}$ 分别为产消者可削减负荷的上、下限。

2) 可转移负荷(转入、转出)的上下限约束

$$\begin{cases} r_{\min} P_t^{\text{Pro,L}} \leq P_t^{\text{Pro,in}} \leq r_{\max} P_t^{\text{Pro,L}} \\ s_{\min} P_t^{\text{Pro,L}} \leq P_t^{\text{Pro,out}} \leq s_{\max} P_t^{\text{Pro,L}} \end{cases} \quad (22)$$

式中: r_{\max} 、 r_{\min} 分别为可转移负荷转入功率系数上、下限; s_{\max} 、 s_{\min} 分别为可转移负荷转出功率系数上、下限; $P_t^{\text{Pro,L}}$ 为产消者的总负荷。

3) 总转移负荷约束

$$\sum_{t \in T} P_t^{\text{Pro,in}} = \sum_{t=1}^T P_t^{\text{Pro,out}} \quad (23)$$

4) 购售电量上下限约束

$$P_t^{\text{Pro,min}} \leq P_t^{\text{Pro}} \leq P_t^{\text{Pro,max}} \quad (24)$$

式中: $P_t^{\text{Pro,max}}$ 、 $P_t^{\text{Pro,min}}$ 分别为产消者向 VPP 运营商购电的上、下限。

5) 基于 DRCC 的功率平衡约束

与上文处理方法相同, 引入机会约束并基于历史数据转化为 DRCC。

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_{N^{\text{Pro,PV}}}} P[P_t^{\text{Pro,L}} - P_t^{\text{Pro,cut}} + P_t^{\text{Pro,in}} - P_t^{\text{Pro,out}} - P_t^{\text{Pro}} \leq \tilde{P}_{\text{cs},t}^{\text{Pro,PV}}] \geq 1 - \alpha \quad (25)$$

式中: $\tilde{P}_{\text{cs},t}^{\text{Pro,PV}}$ 为产消者光伏发电出力的随机变量; $\mathcal{P}_{N^{\text{Pro,PV}}}$ 为产消者的光伏发电出力模糊集。

为求得最大恶劣下界, 需求解 DRCC 问题, 见式(26)。

$$\begin{cases} \max \sum_{t \in T} \underline{P}_t^{\text{Pro,PV}} \\ \text{s.t.} \inf_{P \in \mathcal{P}_{N^{\text{Pro,PV}}}} P[\underline{P}_t^{\text{Pro,PV}} \leq \tilde{P}_t^{\text{Pro,PV}}] \geq 1 - \alpha \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\underline{P}_t^{\text{Pro,PV}}$ 为产消者光伏发电出力的最大恶劣下界。

3.4 基于最恶劣下界法的 DRCC 重构

为求得各主体中可再生能源出力的最大恶劣下界, 需求解同类型的 DRCC 问题。因此将可再生能源出力的随机变量定义为 \tilde{P}_t^{res} , 通过式(27)求解各主体可再生能源出力的最大恶劣下界。

$$\begin{cases} \max \sum_{t \in T} \underline{P}_t^{\text{res}} \\ \text{s.t.} \inf_{P \in \mathcal{P}_{N^{\text{res}}}} P[\underline{P}_t^{\text{res}} \leq \tilde{P}_t^{\text{res}}] \geq 1 - \alpha \end{cases} \quad (27)$$

式中: $\underline{P}_t^{\text{res}}$ 为可再生能源出力的最大恶劣下界; $\mathcal{P}_{N^{\text{res}}}$ 为各主体可再生能源发电出力的模糊集。

与此同时, 为求得符合实际的可再生能源出力最大恶劣下界, 对随机变量 \tilde{P}_t^{res} 设置其上下限 $P_t^{\text{res,max}}$ 、 $P_t^{\text{res,min}}$ 。

$$P_t^{\text{res,min}} \leq \tilde{P}_t^{\text{res}} \leq P_t^{\text{res,max}} \quad (28)$$

根据文献[22]中的定理 2, 基于可再生能源出力的 Wasserstein 模糊集将 DRCC 问题重构, 见式(29)。

$$\begin{cases} \max \sum_{t \in T} \underline{P}_t^{\text{res}} \\ \text{s.t.} \alpha N^{\text{res}} v_t - \sum_{m=1}^{N^{\text{res}}} z_{t,m} \geq \varepsilon_{\text{res}} N^{\text{res}}, \\ (-\underline{P}_t^{\text{res}} + \hat{P}_{t,m}^{\text{res}}) w_{t,m} - (P_t^{\text{res,max}} - \hat{P}_{t,m}^{\text{res}}) b_{t,m}^{\text{max}} + \\ (P_t^{\text{res,min}} - \hat{P}_{t,m}^{\text{res}}) b_{t,m}^{\text{min}} \geq v_t - z_{t,m}, \\ \|-w_{t,m} - b_{t,m}^{\text{max}} + b_{t,m}^{\text{min}}\| \leq 1, \\ w_{t,m} \geq 0, b_{t,m}^{\text{max}} \geq 0, b_{t,m}^{\text{min}} \geq 0, z_{t,m} \geq 0 \end{cases} \quad (29)$$

式中: $w_{t,m}$ 、 $b_{t,m}^{\max}$ 、 $b_{t,m}^{\min}$ 、 $z_{t,m}$ 、 v_t 为辅助变量; $\hat{P}_{t,m}^{\text{res}}$ 为样本集 $\{\hat{P}_{t,1}^{\text{res}}, \hat{P}_{t,2}^{\text{res}}, \dots, \hat{P}_{t,N^{\text{res}}}^{\text{res}}\}$ 中 t 时刻可再生能源出力的第 m 个样本; N^{res} 为可再生能源出力的样本数。

由此, DRCC 问题可被转化为线性问题, 可直接通过 MATLAB 环境下的商业求解器求解出各主体新能源出力的最大恶劣下界, 从而将各主体的功率平衡约束转化为 DRCC 等效后的功率平衡约束, 见式(13)以及附录 A 式(A6)、式(A7)。这些约束实际上构成了一组线性约束, 因此可直接集成到优化模型中, 具体优化过程见附录 A 图 A1。

4 广义纳什均衡模型

在 VPP 多主体协同优化中, 各利益主体基于自身目标进行决策, 这一过程可通过建立非合作博弈模型进行描述, 该博弈模型包括以下 3 个要素。

- 1) 参与者: $\{VPP \text{ 运营商, EV 充电站, 产消者}\}$;
- 2) 效用函数: $\{F_{\text{vppo}}, F_{\text{evcs}}, F_{\text{pro}}\}$;
- 3) 策略空间: $\{P_{\text{vppo}}, P_{\text{evcs}}, P_{\text{pro}}, \rho_t^{\text{EO}}\}$ 。

其中: P_{vppo} 、 P_{evcs} 、 P_{pro} 为各主体决策变量的集合。

根据式(10)所述, VPP 运营商、EV 充电站和产消者之间的购售电功率需满足功率平衡约束, 多主体决策变量之间的约束使得策略空间受到相互制约。单个主体的决策变化不可避免地会影响其他主体的决策行为, 进而影响整体系统的运行状态。这种复杂的耦合关系能够通过 GNE 来描述和求解。因此, 本研究将多主体非合作博弈建模为 GNE 模型^[23], 见式(30)。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}^i} C^i(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^{-i}) \\ \text{s.t. } \mathbf{x}^i \in X^i(\mathbf{x}^{-i}) \\ X^i(\mathbf{x}^{-i}) = \{\mathbf{x}^i : g^i(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^{-i}) \leq 0, h^i(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^{-i}) = 0\} \end{cases} \quad (30)$$

式中: C^i 、 \mathbf{x}^i 、 X^i 分别为参与者 i (VPP 运营商、EV 充电站、产消者) 的目标函数、决策向量、策略空间; \mathbf{x}^{-i} 为除参与者 i 外所有参与者的决策向量; g^i 为参与者 i 的不等式约束; h^i 为参与者 i 的等式约束。

针对本文建立的多主体 VPP 交易决策模型, 按照非合作博弈的架构进行划分。区别于传统基于变分不等式构造等价均衡模型的方法, 本研究无需分布式算法进行求解, 通过驻点优化法将各主体的等价卡鲁什-库恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker, KKT)条件联立, 利用大 M 法将其转化为混合整数线性规划问题, 并通过商业求解器进行求解。该方法在目标函数强凸且约束集紧致的条件下, 可保证收敛至唯

一均衡点, 该方法既能避免分布式算法因非凸性导致的振荡与收敛困难, 又能在主体数量增多时保持较高的计算效率。

鉴于 GNE 模型可能呈现出不同的均衡状态, 包括无均衡、有限数目或者无穷多的均衡, 为验证均衡的存在性及唯一性, 可直接联立 KKT 条件进行不动点的计算和判断。考虑到本文所提模型的纳什均衡解存在且不唯一, 为研究 GNE 的解析性质, 采用驻点优化方法求解该多主体博弈的均衡解, 将 VPP 系统整体成本最小化作为标准筛选不动点。据此定义 VPP 运营商、产消者及 EV 充电站组成的 VPP 系统多主体博弈的均衡状态, 以实现最优经济效益, 具体流程如下。

对各主体写出 KKT 系统 Θ_{kkt}^i :

$$\begin{aligned} \Theta_{\text{kkt}}^i &= \{\nabla C^i + \sigma \nabla h^i + \psi \nabla g^i = 0, \\ &0 \leq \psi \perp -g^i \geq 0, h^i = 0\} \end{aligned} \quad (31)$$

式中: σ 为等式约束 h 的对偶变量; ψ 为不等式约束 g 的对偶变量; ∇ 为梯度算子; \perp 为互补关系。

均衡点求解方程如式(32)所示。

$$\begin{cases} \min C^{\text{TO}} \\ \text{s.t. } \mathbf{x}^{\text{EO}} \in \Theta_{\text{kkt}}^{\text{EO}} \\ \mathbf{x}^{\text{Pro}} \in \Theta_{\text{kkt}}^{\text{Pro}} \\ \mathbf{x}^{\text{CS}} \in \Theta_{\text{kkt}}^{\text{CS}} \\ \text{式(10)} \end{cases} \quad (32)$$

式中: \mathbf{x}^{EO} 、 \mathbf{x}^{Pro} 、 \mathbf{x}^{CS} 分别为各主体的决策向量; $\Theta_{\text{kkt}}^{\text{EO}}$ 、 $\Theta_{\text{kkt}}^{\text{Pro}}$ 、 $\Theta_{\text{kkt}}^{\text{CS}}$ 分别表示各主体 KKT 系统; C^{TO} 为 VPP 整体成本, 如式(33)所示。

$$C^{\text{TO}} = C^{\text{EO}'} - R^{\text{EO}'} + C^{\text{ESS}} + C^{\text{GT}} - U^{\text{EV}} + C^{\text{DR}} \quad (33)$$

区别于主从博弈模型中交易电价由上层领导者决策的方式, 在市场均衡下的 KKT 条件中, VPP 运营商与其他主体之间的交易电价等同于全局耦合约束式(10)中的对偶变量。从经济学的角度来看, 该电价由各主体的供求关系决定, 因此, 该定价方案真实反映了 VPP 系统中的电能价值, 并且对所有主体都是公平的。

对于 Θ_{kkt}^i 中的 $0 \leq \psi \perp -g^i$ 互补松弛紧凑条件, 通过大 M 法将其线性化为约束, 从而得到多主体均衡问题的混合整数线性规划(mixed integer linear program, MILP)模型。本文模型纳什均衡的证明方法参阅文献[23]。

5 算例分析

5.1 算例设置

VPP 运营商的可再生能源为风力发电, EV 充

电站服务 100 辆 EV。本文电网的分时电价数据见附录 B 表 B1，为了刻画电网电价不确定性，将附录 B 表 B1 的电价数据作为初始数据，采用基于拉丁超立方采样的改进蒙特卡洛模拟法生成 10 000 组电价样本集^[24]。蒙特卡洛模拟法生成的场景数量较多，难以在现实的应用需求中进行高效的求解和决策。因此，本文基于 corrloss 权重的综合最优场景削减方法进行场景缩减，最小化场景削减前后的相关性损失。燃气轮机和储能的相关参数见附录 B 表 B2、表 B3。EV 充电站中不同 EV 类型及参数见附录 B 表 B4。可再生能源出力的上下界通过历史数据的最大、最小值确定。 $\varepsilon_s = \varepsilon_b = 0.02$ ， $\varepsilon_{res} = 1$ ， $\alpha = 70\%$ 。

本文所有仿真均在配备 Intel(R)Core(TM) i7-12700H 核处理器和 16 GB 内存的计算机上进行，基于 MATLAB 使用 Yalmip 工具箱进行建模和优化，并调用商业求解器 Gurobi 求解。

5.2 各主体电能交易博弈结果分析

各主体间的电能交易情况如图 2 所示，受光伏出力和充电时间限制的影响，EV 充电站会在 23:00、02:00—03:00 车辆少且光伏出力弱的时段向 VPP 运营商购电，在电价相对较高的时段向 VPP 运营商售电，以减小自身成本。产消者用户受光伏出力限制，在整个调度时段均向 VPP 运营商购电以满足自身的电能需求。

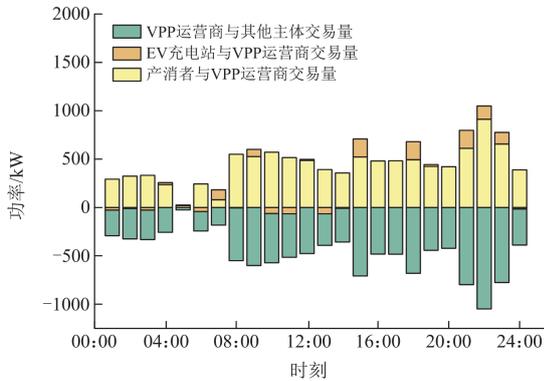


图 2 VPP 各主体交易结果
Fig. 2 Trading results of each entity of VPP

由表 1 可知，随着电价样本场景集规模的增大，各主体运行成本及总成本趋于稳定，其中 EV 充电站的成本在样本集数达到 200 时出现明显的波动，而总成本在样本集数达到 100 时变化明显。

5.2.1 VPP 运营商交易结果分析

VPP 运营商的交易情况详见图 3。结果表明，燃气轮机受 VPP 运营商的优化调控，在 08:00—14:00 和 16:00—22:00 时段风电出力较小，VPP

运营商充当了主要的发电主体。在 01:00—08:00 电网电价低谷时段，VPP 运营商向电网购电以提高运行经济性。本文中的 VPP 运营商扮演其他主体的售电方角色，在整个调度期间持续进行售电行为。同时为避免弃风现象，在风力资源充足的时段会售出相对较多的电量。

表 1 不同电价样本集下 VPP 各主体成本对比

Table 1 Comparison of the cost of each entity of VPP under different electricity price sample sets

样本集数	元			
	VPP 运营商成本	EV 充电站成本	智能产消者成本	总成本
100	3313.72	-661.07	6567.16	9219.81
200	3362.61	-648.43	6656.86	9371.04
300	3429.29	-648.04	6635.60	9416.85
500	3451.06	-656.34	6594.59	9389.31
1000	3421.57	-653.04	6607.15	9375.68

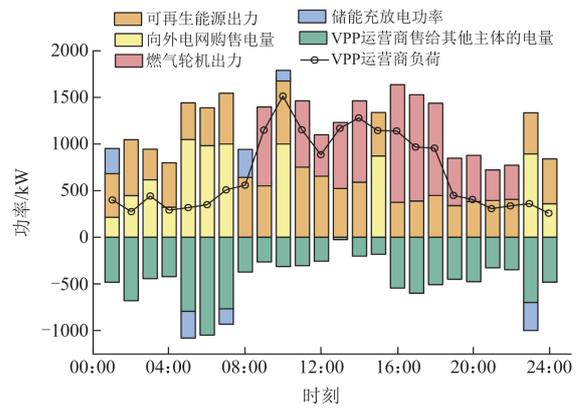


图 3 VPP 运营商交易结果
Fig. 3 Trading results of VPP operator

5.2.2 产消者交易结果分析

产消者的交易情况如图 4 所示，由于其光伏产能的限制，产消者用户除了 07:00—15:00 时段消

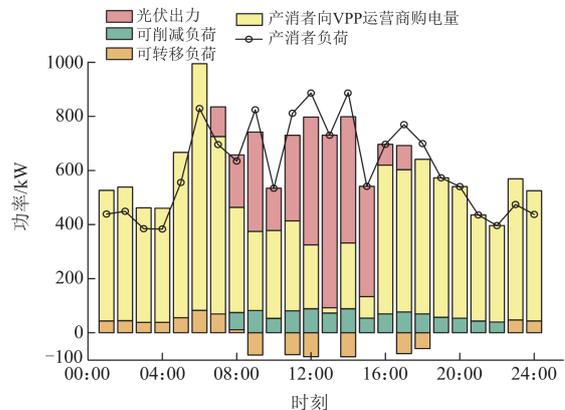


图 4 产消者交易结果
Fig. 4 Trading results of prosumer

纳所有的光伏出力, 以及在多个时段配合进行需求响应之外, 产消者在整个调度期间持续向 VPP 购电, 这表明其行为符合自利的交易模式。

表 2 展示了产消者用户需求响应对各主体运行成本的影响。结果表明, 采用可削减负荷和可转移负荷的需求响应行为均能够降低各主体的运行成本。当不考虑需求响应时, 产消者成本最高, 此外, 由于产消者不参与需求响应, 其在用电高峰时段的应对策略仅限于向 VPP 购入更多电能, 因此 VPP 运营商和 EV 充电站的成本增加, 但总体而言, 考虑需求响应能够改善整个 VPP 的运行成本。

表 2 考虑需求响应前后各主体成本结果对比

Table 2 Comparison of the cost results for various entities before and after demand response

方案	VPP 运营 商成本	EV 充电站 成本	智能产消者 成本	总成本
考虑可削减、可 转移负荷	3858.95	-661.77	6523.47	9720.66
考虑可削减负荷	3876.75	-662.41	6558.75	9773.09
考虑可转移负荷	3784.34	-664.92	6829.20	9948.62
不考虑需求响应	3789.78	-666.07	6876.98	10 000.68

5.3 基于 GNE 的非合作博弈模型优化效果分析

为验证本文所构建非合作博弈模型的优化效果, 本研究对比分析了 4 种模型方案的结果, 如表 3 所示。方案一中各利益主体归属于同一主体, 各主体间不存在竞争关系。方案二、三、四分属于不同的非合作博弈模型。其中方案二构建基于 Stackelberg 博弈的 VPP 模型, 将 VPP 运营商作为上层领导者决策交易电价, EV 充电站和产消者作为跟随者, 响应 VPP 的电价调整自身购售电策略。方案三参考文献[25], 构建了含相同利益主体的 VPP 广义纳什均衡模型, 将其转化为变分不等式问题, 并采用分布式算法进行求解。方案四为本文所提方法, 4 种方案均采用相同的不确定性处理方案。

表 3 各主体成本结果对比

Table 3 Comparison of the cost results of each entity

方案	VPP 运营商 成本	EV 充电站 成本	智能产消者 成本	VPP 总 成本
一	3822.59	-644.78	6797.93	9975.74
二	3893.25	-583.74	7323.20	10 632.71
三	4039.82	-649.21	6787.45	10 178.06
四	3858.95	-661.77	6523.47	9720.66

由表 3 可知, 方案一中 VPP 运营商成本较低, 而 EV 充电站和产消者的成本较高。这表明, 忽视

各利益主体之间的竞争可能会为了优化整体利益而导致损害某些主体的利益。

3 种非合作博弈模型的对比结果表明, 本文所提方法相比于方案二表现更优。在方案二中, 3 个利益主体的利益损失明显, 导致总成本增加。这是因为作为 VPP 定价的价格接受者, EV 充电站和产消者缺乏市场竞争力, 与 VPP 存在明显的主从关系, 同时交易电价受上下限约束。本文所提策略能有效减少各主体的利益损失, 其关键在于将交易电价设定为全局耦合约束的对偶变量, 使其由系统内部的供求关系决定。此外, 与方案三采用变分不等式和分布式算法求解 GNE 相比, VPP 运营商与产消者的成本降低, EV 充电站的收益提高, 总体经济性更优, 对实际应用研究更具有指导意义。

为验证本文所提方法的可扩展性, 本文通过构建多主体扩展规模测试场景, 对比两类求解方法的计算效率, 如表 4 所示。随着 EV 充电站与产消者的总数量从 50 增加至 100, 方案三的计算时间呈增长趋势。相比之下, 本文方案四的计算时间略有增加, 但仍在日前市场可接受的范围内。因此, 当实际中 VPP 聚合主体数量增加时, 本文所提方法仍具有较好的适应性。

表 4 计算效率结果

Table 4 Computation efficiency results

主体总数量	方案三计算时间/s	方案四计算时间/s
10	237.21	35.52
50	748.14	41.95
100	4873.57	54.36

5.4 DRCC 模型参数影响分析

以 VPP 运营商为例, 不同置信度下对应的风力出力最大恶劣下界, 如附录 B 图 B1 所示。可观察到, 随着置信水平的提高, 最大恶劣下界值逐渐减小, 这表明风力发电预测出力的保守性有所提高。特别当置信水平从 0.7 提升至 0.8 时, 恶劣下界的波动显著增大。因此, 各主体选取置信水平时, 应根据自身决策偏好谨慎设定参数值。附录 B 图 B2 展示了在 5 组典型场景和 70% 的置信水平下, 各主体可再生能源出力的最大恶劣下界优化结果, 最大恶劣下界未出现如负数等不合理的出力结果。

为进一步分析可再生能源出力不确定性的 DRCC 模型优化结果, 图 5 展示了在不同 Wasserstein 球半径和不同机会约束置信水平下 VPP 系统的总成本。

从图 5 可以看出, 随着置信水平的提高, 功率平衡的机会约束变得更为严格, 可再生能源的最大

恶劣下界变低，VPP 系统的总运行成本增大，这表明各主体交易决策更趋于保守。同时，当 Wasserstein 球半径减小时，VPP 系统的总运行成本同样呈现出下降趋势。这一现象可归因于球半径减小导致的模糊集合收缩，概率分布更贴近样本经验分布，从而降低了 DRCC 模型的保守性。因此，VPP 决策者应根据各主体的风险承受能力调整置信水平和 Wasserstein 球半径，以实现 VPP 系统综合运行经济性与鲁棒性的平衡。

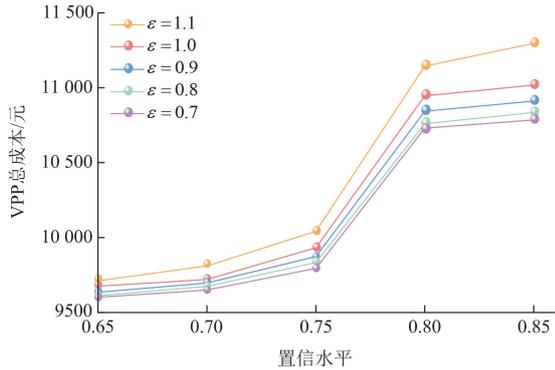


图 5 不同置信水平下 VPP 系统总成本情况

Fig. 5 The total cost of VPP at different confidence levels

5.5 DRCC 模型优化效果分析

为验证 DRCC 的有效性，本研究对比分析了 5 种不确定性处理方法，求解结果对比见表 5。其中包括传统样本平均近似法(sample average approximation, SAA)、SO、RO、基于矩信息的 DRCC(M-DRCC)和本文所提基于 Wasserstein 的 DRCC(W-DRCC)。SAA 方法利用大量随机样本对真实随机变量的概率分布进行逼近。SO 模型假设可再生能源出力遵循给定均值和方差的正态分布，使得原机会约束转化为确定性约束。RO 通过盒式集来描述随机变量的集合，区间的上下界由历史样本的最大和最小值确定。在 M-DRCC 模型中，各主体可再生能源出力的方差设置为 10%，功率平衡约束的置信度为 70%。

表 5 求解结果对比

Table 5 Comparison of solution results

不确定性处理方法	SAA	SO	RO	M-DRCC	W-DRCC
VPP 总成本/元	9647.89	9538.21	10 377.53	9769.48	9720.66
样本外成本/元	9857.24	9798.10	10 917.46	9743.91	9705.43
违约概率/%	13.56	28.4	0	1.2	0.73

结果显示 RO 方法产生的成本高于其他 4 种方法。这是因为 RO 方法仅基于不确定性的边界进行

决策，其结果是方案过于保守，虽鲁棒性强但经济效益低。SAA 方法的运行成本较高，这是由于 SAA 方法无法充分覆盖低概率事件，从而导致交易较为保守。SO 方法认为可再生能源出力符合精确的概率分布，这可能会导致 VPP 各主体出现弃风弃光现象，尽管乐观的运营策略会产生较高的收益，但会影响各主体运行的可靠性，鲁棒性不足。

由于 DRCC 涉及最恶劣情况的场景，各主体的决策相比于 SO 和 SAA 而言更加保守。但 DRCC 的违约概率相对较低，表明其可以利用模糊集中有关不确定性的固有信息来指导决策过程，在信息有限的情况下，可实现通过可靠但不过于保守的策略来应对不确定性。同时 DRCC 的样本外成本都有所降低，能有效防止在极端情况下造成的经济损失。此外，与 M-DRCC 相比，Wasserstein 模糊集涵盖了概率分布的整体特性而非仅限于部分特性，使 W-DRCC 在经济性和可靠性方面优于 M-DRCC。

6 结论

本文综合考虑了电网电价和可再生能源发电的不确定性，提出一种基于 DRCC 的虚拟电厂多主体协同非合作博弈交易策略，验证了所提模型和方法的有效性，主要结论如下。

1) 结合电网电价、可再生能源出力样本信息，构建了基于 Wasserstein 距离的概率分布模糊集。相比于传统的矩信息模糊集，本文所提方法在降低 VPP 运行成本的同时，充分考虑了已有数据蕴含的真实分布信息，因而具有更高的可靠性。

2) 所采用的 DRCC 方法无需预先获取可再生能源的精确概率分布，而是依据有限历史数据样本来构建概率分布模糊集，进而结合可再生能源出力的物理界限，考虑模糊集内的最恶劣概率分布，提升了交易决策的鲁棒性，保证了所构建模糊集的样本外表现。此外，VPP 可以通过调节 Wasserstein 半径和置信水平等参数来平衡决策的经济性和鲁棒性。

3) 本文通过建立 GNE 模型来描述 VPP 多主体协同交易的非合作博弈模型，并采用基于 KKT 最优条件和线性化技术的最优驻点法进行求解。与传统的主从博弈模型相比，本模型充分考虑了多主体之间的策略互动，有效应对了各主体决策域相互耦合的复杂性，避免了 VPP 的次优决策和内部主体潜在利益损失的问题，实现了整体利益最大化。

附录 A

为提升模型推导的数学严谨性与表达清晰度，本文基于电价-电量分层决策框架构建紧凑模型：

定义目标函数 $f(\tilde{\gamma}) = \tilde{\rho}_t^{\text{g,sell}} P_t^{\text{g,sell}}$, 其中 $\tilde{\gamma} = \tilde{\rho}_t^{\text{g,sell}}$, 并设置 $\mathcal{E} = [\underline{\gamma}, \bar{\gamma}]$ 。本文使用了 Wasserstein 距离中的 1 范数和全概率定律重构了最恶劣情况下的 $f(\tilde{\gamma})$ 的期望, 如式(A1)所示。

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_N} \mathbb{E}^P[f(\tilde{\gamma})] = \begin{cases} \inf_{P_m \in \mathcal{M}(\mathcal{E})} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \int_{\mathcal{E}} f(\tilde{\gamma}) P_m(\tilde{\gamma}) d\tilde{\gamma} \\ \text{s.t. } \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \int_{\mathcal{E}} |\tilde{\gamma} - \hat{\gamma}_m| P_m(\tilde{\gamma}) d\tilde{\gamma} \leq \varepsilon \end{cases} \quad (\text{A1})$$

式中: \mathcal{P}_N 为模糊集; $d\tilde{\gamma}$ 为 $\tilde{\gamma}$ 的积分; $\hat{\gamma}_m$ 为第 m 个样本值; $\mathcal{M}(\mathcal{E})$ 为支撑集 \mathcal{E} 上所有概率测度的集合; $P_m(\tilde{\gamma}) = P(\tilde{\gamma} | \tilde{\gamma}' = \hat{\gamma}_m)$ 。将对偶问题表述为

$$\begin{aligned} \inf_{P \in \mathcal{P}_N} \mathbb{E}^P[f(\tilde{\gamma})] = \\ \inf_{P_m \in \mathcal{M}(\mathcal{E})} \sup_{\lambda \geq 0} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \int_{\mathcal{E}} f(\tilde{\gamma}) P_m(\tilde{\gamma}) d\tilde{\gamma} + \\ \lambda \left(\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \int_{\mathcal{E}} |\tilde{\gamma} - \hat{\gamma}_m| P_m(\tilde{\gamma}) d\tilde{\gamma} - \varepsilon \right) \geq \\ \sup_{\lambda \geq 0} \inf_{P_m \in \mathcal{M}(\mathcal{E})} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \int_{\mathcal{E}} (f(\tilde{\gamma}) + \lambda |\tilde{\gamma} - \hat{\gamma}_m|) P_m(\tilde{\gamma}) d\tilde{\gamma} - \lambda \varepsilon = \end{aligned} \quad (\text{A2})$$

$$\sup_{\lambda \geq 0} -\lambda \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \inf_{\xi \in \mathcal{E}} (f(\tilde{\gamma}) + \lambda |\tilde{\gamma} - \hat{\gamma}_m|) \quad (\text{A3})$$

给定凸且封闭的集合和凸且连续的函数, 应用文献[24]中的强对偶定理, 可将不等式(A2)转化为等式, 如式(A3)所示。进而通过使用辅助变量 d_m 重构为式(A4)。

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_N} \mathbb{E}^P[f(\tilde{\gamma})] = \begin{cases} \sup_{\lambda \geq 0, d_m \in \mathbb{R}} -\lambda \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N d_m \\ \text{s.t. } \inf_{\tilde{\gamma} \in \mathcal{E}} (f(\tilde{\gamma}) + \lambda |\tilde{\gamma} - \hat{\gamma}_m|) \geq d_m \end{cases} = \\ \begin{cases} \sup_{\lambda \geq 0, d_m \in \mathbb{R}} -\lambda \varepsilon + \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N d_m \\ \text{s.t. } f(\underline{\gamma}) - \lambda(\underline{\gamma} - \hat{\gamma}_m) \geq d_m, f(\hat{\gamma}_m) \geq d_m \end{cases} \quad (\text{A4})$$

下确界只能在最小值或 $\hat{\gamma}_m$ 处取得, 代入式(A4)可得式(6)。

VPP 运营商的目标函数重构为

$$\min F'_{\text{vppo}} = C^{\text{EO}'} - R^{\text{EO}'} - R^{\text{C\&P}} + C^{\text{ESS}} + C^{\text{GT}} \quad (\text{A5})$$

求解最大恶劣下界 $P_{\text{co},t}^{\text{RES}}$, 可将 VPP 运营商的 DRCC 转化为等效后的约束式(13)。同理求解 EV 充电站和产消者可再生能源的最大恶劣下界, 可分别得到其等效功率平衡约束, 如式(A6)、式(A7)所示。

$$\sum_{v \in \mathcal{N}^{\text{EV}}} (P_{v,t}^{\text{c}} - P_{v,t}^{\text{d}}) - P_t^{\text{cs}} \leq P_{\text{cs},t}^{\text{PV}} \quad (\text{A6})$$

$$P_t^{\text{Pro,L}} - P_t^{\text{Pro,cut}} + P_t^{\text{Pro,in}} - P_t^{\text{Pro,out}} - P_t^{\text{Pro}} \leq P_t^{\text{Pro,PV}} \quad (\text{A7})$$

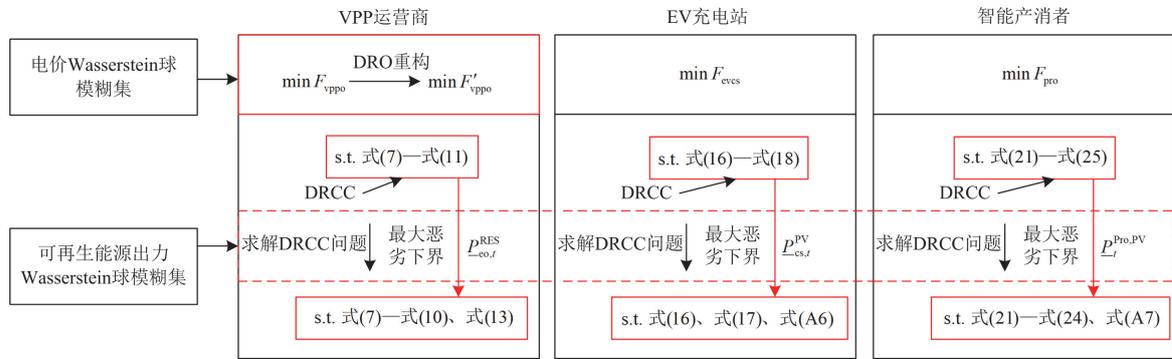


图 A1 VPP 交易模型优化过程示意图

Fig. A1 Schematic diagram of optimization process of VPP trading model

附录 B

表 B1 电网电价

Table B1 Grid electricity prices

方案	时刻	购电电价/ (元/kWh)	售电电价/ (元/kWh)
谷时	00:00—07:00,	0.40	0.20
	22:00—24:00		
平时	07:00—11:00,	0.75	0.40
	14:00—18:00		
峰时	11:00—14:00,	1.20	0.60
	18:00—22:00		

表 B2 VPP 运营商燃气轮机参数

Table B2 Gas turbines parameters for VPP operator

燃气轮机	天然气低热值/ (MJ/m ³)	燃气轮机发电 功率下限/kW	燃气轮机发电 功率上限/kW
45	9.7	0	2000

表 B3 VPP 运营商储能参数

Table B3 ESS parameters for VPP operator

最大充电 功率/kW	最大放电 功率/kW	容量/ kWh	充电效 率/%	放电效 率/%	容量下 限/%	容量上 限/%
300	300	800	95	95	10	90

表 B4 电动汽车参数

Table B4 EV parameters

类型	最大充放电 功率/kW	电池容量/ kWh	初始电量/ kWh	出入时刻
A	6	40	15	10:00—24:00
B	6	32	16	02:00—09:00
C	6	24	12	13:00—22:00
D	6	40	25	01:00—08:00
E	10	64	25	11:00—23:00

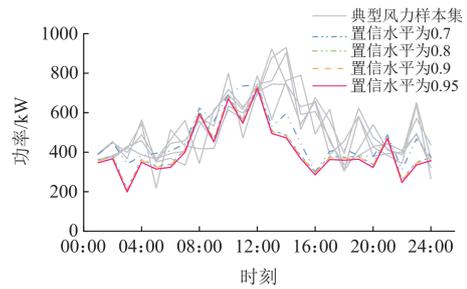


图 B1 不同置信度下的风力发电最大恶劣下界

Fig. B1 The maximum worst lower bound for wind power generation under different confidence levels

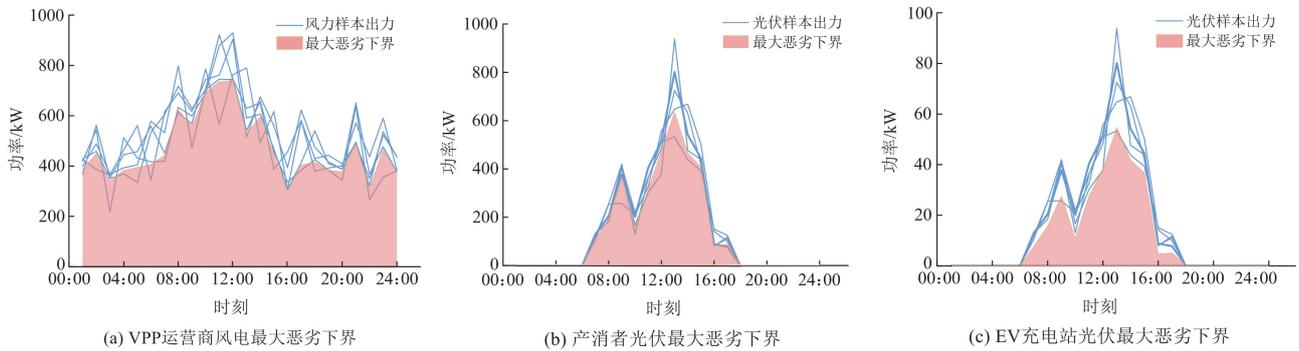


图 B2 VPP 各主体可再生能源出力在 70%置信水平下的最大恶劣下界

Fig. B2 The maximum worst lower bound for renewable energy output of each VPP entity at the 70% confidence level

参考文献

[1] 余英, 王海云, 王维庆, 等. 虚拟电厂参与下含高渗透可再生能源系统的运行策略[J]. 电测与仪表, 2023, 60(1): 94-103.
YU Ying, WANG Haiyun, WANG Weiqing, et al. Operation strategy of high permeability renewable energy with virtual power plant participation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(1): 94-103.

[2] 彭超逸, 徐苏越, 顾慧杰, 等. 基于主从博弈的虚拟电厂参与多元竞争市场投标策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 125-137.
PENG Chaoyi, XU Suyue, GU Huijie, et al. Bidding strategy for a virtual power plant participating in a multiple competitive market based on the Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 125-137.

[3] WANG Luhao, ZHANG Bingying, LI Qiqiang, et al. Robust distributed optimization for energy dispatch of multi-stakeholder multiple microgrids under uncertainty[J]. Applied Energy, 2019, 255.

[4] WANG Hang, JIA Youwei, SHI Mengge, et al. A mutually beneficial operation framework for virtual power plants and electric vehicle charging stations[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(6): 4634-4648.

[5] CHENG Feng, ZHENG Kedi, ZHOU Yangze, et al. Update scheduling for ADMM-based energy sharing in virtual power plants considering massive prosumer access[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(5): 3961-3975.

[6] SHUI Jijun, PENG Daogang, ZENG Hui, et al. Optimal scheduling of multiple entities in virtual power plant based on the master-slave game[J]. Applied Energy, 2024, 376.

[7] CHEN Wen, QIU Jing, ZHAO Junhua, et al. Customized rebate pricing mechanism for virtual power plants using a hierarchical game and reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(1): 424-439.

[8] 孙辉, 范轩轩, 胡妹博, 等. 虚拟电厂参与日前电力市场的内外协调竞标策略[J]. 电网技术, 2022, 46(4): 1248-1262.
SUN Hui, FAN Xuanxuan, HU Shubo, et al. Internal and external coordination bidding strategy of virtual power plant participating in day-ahead power market[J]. Power System Technology, 2022, 46(4): 1248-1262.

[9] WANG Jun, XU Jian, WANG Jingjing, et al. Two-stage distributionally robust offering and pricing strategy for a price-maker virtual power plant[J]. Applied Energy, 2024, 363.

[10] MISHRA M K, PARIDA S K. A game theoretic approach

- for demand-side management using real-time variable peak pricing considering distributed energy resources[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(1): 144-154.
- [11] 孙晓聪, 丁一, 包铭磊, 等. 考虑发电商多时间耦合决策的碳-电市场均衡分析[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(21): 1-11.
SUN Xiacong, DING Yi, BAO Minglei, et al. Carbon-electricity market equilibrium analysis considering multi-time coupling decision of power producers[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(21): 1-11.
- [12] 文艺林, 胡泽春, 宁剑, 等. 基于分布鲁棒机会约束的充电运营商参与调峰市场投标策略[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(7): 23-32.
WEN Yilin, HU Zechun, NING Jian, et al. Bidding strategy of charging operator participating in peak regulation market based on distributionally robust chance constraint[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(7): 23-32.
- [13] 孙国强, 陈晓东, 周亦洲, 等. 基于分布鲁棒机会约束的多类型楼宇电-碳联合分布式交易方法[J]. *电网技术*, 2023, 47(8): 3078-3089.
SUN Guoqiang, CHEN Xiaodong, ZHOU Yizhou, et al. Electricity-carbon joint distributed trading for multi-type buildings based on distributionally robust chance constraint method[J]. *Power System Technology*, 2023, 47(8): 3078-3089.
- [14] 赵毅, 王维庆, 闫斯哲. 考虑阶梯型碳交易的风光储联合系统分布鲁棒优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(6): 127-136.
ZHAO Yi, WANG Weiqing, YAN Sizhe. Distributionally robust optimization scheduling of a joint wind-solar-storage system considering step-type carbon trading[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(6): 127-136.
- [15] 张伟骏, 李智诚, 陈大玮, 等. 配网侧分布式储能系统的随机优化配置和选址方法[J]. *高压电器*, 2023, 59(7): 125-135.
ZHANG Weijun, LI Zhicheng, CHEN Dawei, et al. Stochastic optimal configuration and site selection method of grid-side distributed energy storage system[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(7): 125-135.
- [16] GAO Yuan, TAHIR M, SIANO P, et al. Optimization of renewable energy-based integrated energy systems: a three-stage stochastic robust model[J]. *Applied Energy*, 2025, 377.
- [17] 侯慧, 甘铭, 吴细秀, 等. 考虑移动氢能存储的港口多能微网两阶段分布鲁棒优化调度[J]. *中国电机工程学报*, 2024, 44(8): 3078-3093.
HOU Hui, GAN Ming, WU Xixiu, et al. Two-stage distributionally robust optimal scheduling for port multi-energy microgrid considering mobile hydrogen energy storage[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024, 44(8): 3078-3093.
- [18] FENG Xiaoyong, LIN Shunjiang, LIU Wanbin, et al. Distributionally robust optimal dispatch of offshore wind farm cluster connected by VSC-MTDC considering wind speed correlation[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2023, 9(3): 1021-1035.
- [19] 王蓬蓬, 宋运忠. 计及最恶劣场景概率和供需灵活性的综合能源系统分布鲁棒低碳优化调度[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(13): 78-89.
WANG Pengpeng, SONG Yunzhong. Distributed robust low-carbon optimal scheduling of an integrated energy system considering worst-case scenario probability and flexibility of supply and demand[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(13): 78-89.
- [20] GAO Rui, KLEYWEGT A. Distributionally robust stochastic optimization with Wasserstein distance[J]. *Mathematics of Operations Research*, 2023, 48(2): 603-655.
- [21] XIE Haixiang, GAO Shan, ZHENG Junyi, et al. A three-stage robust dispatch model considering the multi-uncertainties of electric vehicles and a multi-energy microgrid[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024, 157.
- [22] ARRIGO A, ORDOUDIS C, KAZEMPOUR J, et al. Wasserstein distributionally robust chance-constrained optimization for energy and reserve dispatch: An exact and physically-bounded formulation[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 296(1): 304-322.
- [23] FACCHINEI F, KANZOW C. Generalized Nash equilibrium problems[J]. *Annals of Operations Research*, 2010, 175(1): 177-211.
- [24] 蔡霖霖, 郝丽丽, 张柯琪. 含可再生能源电力系统可靠性评估的非参数重要性分层抽样法[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(7): 104-115.
CAI Jilin, HAO Lili, ZHANG Keqi. Non-parametric stratified importance sampling method for reliability evaluation of power system with renewable energy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(7): 104-115.
- [25] YAN Dongxiang, CHEN Yue. Distributed coordination of charging stations with shared energy storage in a distribution network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(6): 4666-4682.

收稿日期: 2024-12-27; 修回日期: 2025-04-13

作者简介:

李晓露(1971—), 女, 博士, 高级工程师, 研究方向为电网调度自动化与电力系统分析; E-mail: lixiaolu_sh@163.com

王嘉信(1999—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为虚拟电厂及电力市场. E-mail: wjxddgogogo@163.com

(编辑 许威)