

售电商多元电力市场购电策略研究

刘子健,陈佳微,包丰硕,朱一铭*

(南京理工大学能源与动力工程学院,江苏 南京 210094)

摘要:【目的】为解决售电商在多元电力市场中的购售电协同优化问题,实现收益与风险的平衡。【方法】本研究提出一种有效的决策优化模型,构建涵盖中长期、现货、绿电、分布式发电及储能租赁的多元市场购电架构,设计固定单一电价与峰谷分时电价双基础零售套餐,建立考虑用户选择比例的售电商预期收入模型;通过引入条件风险价值方法量化市场风险,以此构建售电商利润最大化与风险最小化的多目标决策优化模型,并采用改进自适应收敛机制的鲸鱼优化算法高效求解。【结果】算例分析结果表明:所提改进鲸鱼优化算法相较于原始算法,收敛速度更快、寻优精度更高,最终鲁棒总利润高出41.2万元。当峰谷分时电价套餐用户占比 $\vartheta=0.2$ 时,售电商获得最优条件风险价值,此时风险偏好因子 $\rho=5.5$,匹配中等风险偏好的购电策略。购电结构分析显示,中长期合约与绿电合约构成了稳健的购电主体,分布式发电交易作为重要的灵活性补充,而现货与储能租赁交易占比极低,体现了成本与风险的精细化平衡。【结论】此结果验证了所提模型的有效性,为售电商的精细化运营提供如下决策依据:建议售电商优先构建以长周期合约为主体的稳健购电结构,并在确保自身利润最大化的同时积极落实需求响应政策,主动引导用户将套餐选择结构优化至黄金比例。

关键词:多元电力市场;售电商;零售套餐;条件风险价值;鲸鱼优化算法

中图分类号:TK08

文章编号:1674-8069(2026)02-0308-13

文献标志码:A

DOI编号:10.19944/j.eptep.1674-8069.2026.02.013

[引用本文格式]刘子健,陈佳微,包丰硕,等.售电商多元电力市场购电策略研究[J].电力科技与环保,2026,42(2):308-320.

LIU Zijian, CHEN Jiawei, BAO Fengshuo, et al. Power purchase strategies in diversified electricity markets for electricity sellers[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2026, 42(2):308-320.

Power purchase strategies in diversified electricity markets for electricity sellers

LIU Zijian, CHEN Jiawei, BAO Fengshuo, ZHU Yiming*

(School of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, Jiangsu China)

Abstract: 【Objective】To address the coordinated optimization of electricity procurement and sales for retailers in diversified electricity markets and achieve a balance between revenue and risk, this study proposes an effective decision optimization model. 【Methods】This research develops a diversified market procurement framework covering medium- and long-term contracts, spot markets, green electricity, distributed generation, and energy storage leasing. It designs two basic retail packages: a fixed single electricity price and a time-of-use price. An expected revenue model for the electricity retailer, considering the user selection ratio, is established. By introducing the Conditional Value at Risk method to quantify market risks, a multi-objective decision optimization model aiming at profit maximization and risk minimization for the retailer is constructed. An improved Whale Optimization Algorithm with an adaptive convergence mechanism is employed for efficient solution. 【Results】Case study results show that compared to the original algorithm, the proposed improved Whale Optimization Algorithm converges faster and offers higher optimization precision, resulting in a final robust total profit that is 412,000 yuan higher. When the proportion of users on the time-of-use price package $\vartheta=0.2$, the retailer achieves the optimal Conditional Value at Risk, with a risk preference factor $\rho=5.5$, matching a medium-risk procurement strategy. Analysis of the procurement structure reveals that medium- and long-term contracts and green electricity contracts form the stable core of

收稿日期:2025-09-10 录用日期:2025-12-10

Received: 2025-09-10 Accepted: 2025-12-10

基金项目:国家自然科学基金项目(42206225)

the procurement portfolio. Distributed generation transactions serve as an important flexible supplement, while spot market and energy storage leasing transactions account for very low proportions, reflecting a refined balance between cost and risk.

[Conclusion] These results verify the effectiveness of the proposed model and provide the following decision-making basis for the refined operation of electricity retailers: it is recommended that retailers prioritize building a robust procurement structure based on long-term contracts, actively implement demand response policies while ensuring their own profit maximization, and proactively guide users to optimize their package selection structure towards the golden ratio.

Key words: multiple electricity markets; electricity sales; retail packages; conditional value-at-risk; whale optimization algorithm

0 引言

在双碳目标持续驱动与电力市场化改革不断深化的双重背景下,售电商作为电力产业链的关键枢纽,正面临购电结构多元化与风险管控复杂化的严峻挑战^[1]。一方面,随着多层次电力市场协同运行机制的逐步建立,售电主体需统筹多时空维度的购电策略以降低综合购电成本^[2-3];另一方面,在可再生能源消纳责任权重考核与零售侧全面放开政策的多重压力下,售电商若仍沿用传统单一的购电模式,将难以在规避偏差考核风险与灵活响应用户需求弹性之间达成有效平衡^[4]。特别在新能源高比例接入电力系统后,现货市场的价格波动更为频繁,进一步揭示了构建多元市场交易决策体系的重要性^[5]。

近年来,对于售电商交易策略的研究主要集中在需求侧响应资源聚合优化、市场主体行为博弈、新能源不确定性风险管理等方面。文献[6]通过期权合同锁定基础电量并耦合日前市场动态调整机制,为多级市场协同优化奠定了理论基础;文献[7]基于层次分析法量化了高耗能企业对保底封顶套餐的倾向性及居民用户对分时电价的偏好特征,最后证实了跨区域价差对风险缓释的积极作用;文献[8]构建了融合可再生能源与负荷不确定性的场景模型,仿真分析显示该模型能有效促进售电商落实消纳责任,且消纳权重、罚金、可再生能源购电量等因素对其收益影响显著;文献[9]进一步引入可再生能源消纳责任权重约束,通过协调绿电采购与月度合约比例,使售电商在完成配额考核的同时大大提升了自身收益;文献[10-11]构建了激励型需求响应主从博弈模型,售电商可通过动态补贴策略降低自身售电损失,同时提升用户响应量;文献[12-14]通过数字化平台整合分布式能源并优化交易流程,显

著提升了市场资源的配置效率;文献[15-17]运用马尔可夫决策算法分析了中长期、现货等不同市场环境下电力零售商的利润及绿色电力消费率等情况,最终分析发现需求侧响应策略可显著提升绿色电力消纳水平,其中实时激励型需求侧响应策略的协同应用效果最为显著;文献[18]提出了一种联合交易电能与不确定性的点对点本地电力市场新模型,引导具有时间灵活性的负荷消纳预测电量,并利用具有功率灵活性的负荷来平衡预测误差;文献[19]研究采用机会约束优化处理可再生能源的不确定性,为分布式备用交易提供了新思路;文献[20]将自主智能电网的能源管理整合到电力市场运行中,在双层优化框架上层,市场运营商基于机组组合和二阶锥 AC 潮流模型进行日前市场出清,在框架下层,利用混合整数线性规划优化其内部可再生能源和需求响应的调度,实现了顶层市场与分布式智能电网的协同运作;文献[21]提出了一种在定向通信网络下实现智能电网分布式能源交易的新型算法,拓展了分布式交易算法在现实通信环境下的应用可能性;文献[22]探讨了数据中心如何在复杂的电力市场环境中制定最优的需求响应策略,以此降低运营成本并为系统提供灵活性。然而,现有文献仍缺乏对新兴市场与传统市场的协同优化研究,风险建模多局限于电价波动场景,且对高维决策模型的求解仍存在挑战。

针对售电业务中的许多复杂决策场景,优化算法的应用已成为提升售电商经济性与稳定性的核心手段,各类算法在预测、调度、定价及资源协同等场景中均展现出了显著优势。文献[23]提出基于人工智能的新能源电力系统控制及市场一体化框架,可以在降低调度风险的同时提升新能源消纳效率。文献[24]针对电力市场最优潮流问题改进了麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)领导者机制,

并在IEEE 30/118节点系统中验证了其可行性,且帕累托解集分布均匀性显著优于NSGA-II;文献[25]构建了虚拟电厂双层博弈模型,上层采用粒子群算法动态定价,下层利用克里金元模型替代高维调度计算,使市场均衡求解效率大大提升;文献[26-28]通过实证分析验证了配额机制下可再生能源交易规模测算模型的有效性;文献[29]和文献[30]将鲸鱼优化算法与NSGA-II相结合,通过模拟鲸鱼包围捕食机制优化火电-光热出力分配,在平抑风光波动性方面使并网功率方差显著降低;文献[31-33]提出一种混合正余弦算子的改进鲸鱼算法,其通过混沌映射增强了种群多样性,有效优化了高波动性场景下的经济性与整体收益^[34]。但上述算法多聚焦于单一市场的研究,改进后多侧重精度提升,而较少考虑实际市场的规则约束,在多元市场协同决策中的应用存在局限性^[35]。

针对不足,本文开展基于改进鲸鱼优化算法的售电侧多元市场购电策略分析^[36]。首先,梳理售电侧参与电力市场的架构,研究其参与中长期市场、现货市场、绿电市场、分布式发电市场以及储能资源租赁市场的交易模型。然后,面向用户侧设计2种月度基本套餐,包括考虑需求响应的峰谷分时电价套餐及传统的固定均一电价套餐。接着,根据售电侧预期收入模型,引入条件风险价值评估方法,构建售电侧的条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)模型,并建立带有风险偏好的售电侧电力交易目标函数,此决策优化模型的目标在于协调售电侧收益最大化与风险最小化。最后,采用改进的鲸鱼优化算法求解该NP-hard问题^[37],经算例分析得到在此配置条件下的售电侧购售电最优策略,并对最优解集按照既定场景概率分解展开分析^[38],讨论用户选择不同套餐比例下的售电预期收入、购电成本、条件风险价值及风险偏好因子的变化情况^[39],以此验证所提优化模型的有效性。

1 研究方法

1.1 研究对象

1.1.1 售电侧参与电力市场的架构

售电侧在参与电力市场竞争的过程中既要开展多元市场的购电交易,同时需要制定贴合用户用电特性的套餐体系,以拓展市场份额并提升经营收益。

在购电侧,本文重点考虑售电侧参与中长期交

易市场、现货交易市场、绿电交易市场、分布式发电交易市场以及储能资源租赁市场这5种市场的购电交易,其中中长期交易、绿电交易和储能资源租赁交易往往签订长时间尺度合约,而现货交易和分布式发电交易通常签订日前或日内合约。长周期合约可以为售电侧提供稳定的基础电量保障,有效平抑价格大幅波动风险,同时契合新能源消纳与储能容量储备的周期性需求;短周期合约则赋予了售电侧灵活响应市场价格波动的能力,使其可动态调整边际购电策略以捕捉套利空间。在售电侧,本文设计了2类基础零售套餐以满足终端用户的基本用电需求,这两类套餐作为售电侧购得电能的主要销售出口,旨在确保其基础售电收益的稳定实现。售电侧参与电力市场的架构如图1所示。

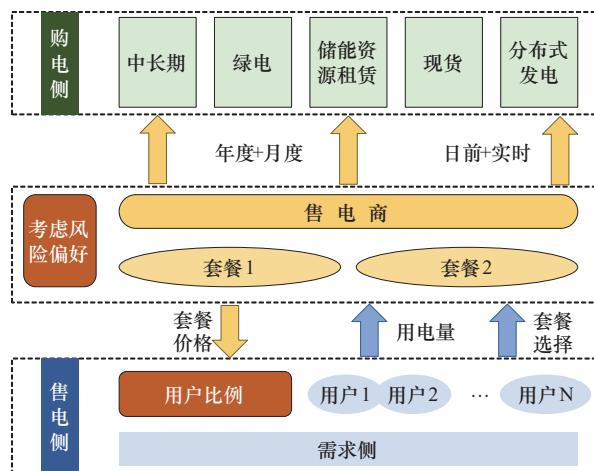


图1 售电侧参与电力市场的架构

Figure 1 Architecture of electricity market participation by electricity sellers

同时,本文考虑了售电侧自身风险偏好以及用户套餐选择比例的影响。对于决策端,售电侧自身风险偏好决定了购电侧长短期合约的配置权重以及售电侧套餐的定价逻辑;此外,售电侧需将用户套餐的选择比例作为需求侧反馈信号,进而反向优化购电市场的相关决策。

1.1.2 多元市场购电

1)中长期交易市场。各市场主体通过签订购售电合约来实现电力市场的中长期交易。售电侧为了锁定电量和价格,并同时规避风险,会基于对特定区域用户未来用电量的预测,与发电企业或电

力交易机构签订中长期购电合同。

现假设某一特定场景为 ψ , 那么场景 ψ 下售电商在中长期交易市场的购电成本 $C_B(\psi)$ 可以表示为:

$$C_B(\psi) = \pi(\psi) \times \left(\sum_{t \in T_f} \lambda_f \cdot P_t^f(\psi) + \sum_{t \in T_p} \lambda_p \cdot P_t^p(\psi) + \sum_{t \in T_g} \lambda_g \cdot P_t^g(\psi) \right) \quad (1)$$

$$P_B^t(\psi) = \sum_{t \in T_f} P_t^f(\psi) + \sum_{t \in T_p} P_t^p(\psi) + \sum_{t \in T_g} P_t^g(\psi) \quad (2)$$

式中, $\pi(\psi)$ 为场景 ψ 出现的可能性; λ 为合约价格, 元/(MW·h); P 为合约电量, MW·h; T 为时段持续时间, h; f 为高峰用电时段的关联参数; p 为常规用电时段的关联参数; g 为低谷用电时段的关联参数。

2) 现货交易市场。电力现货市场是以日前和实时交易为主的短期电力交易市场, 通过集中竞价的方式进行交易。此时, 电力售价将与实际用电负荷相关联。场景 ψ 下售电商在现货交易市场的购电成本 $C_S(\psi)$ 可以表示为:

$$C_S(\psi) = \pi(\psi) \times \sum_{t=1}^T [d \cdot P_{\text{load}}^t(\psi) + e] \cdot P_S^t(\psi) \quad (3)$$

式中, $P_S^t(\psi)$ 为售电商在 t 时刻的购电量, MW·h; $P_{\text{load}}^t(\psi)$ 为 t 时刻的用电负荷, MW; $d \cdot P_{\text{load}}^t(\psi) + e$ 为 t 时刻的电价, 元/(MW·h)。

3) 绿电交易市场。目前, 绿电交易市场中的可再生能源电力主要来源于光伏发电和风力发电。场景 ψ 下售电商的风电购电成本 $C_W(\psi)$ 和光伏购电成本 $C_{PV}(\psi)$ 可以分别表示为:

$$C_W(\psi) = \pi(\psi) \times \sum_{t=1}^T \lambda_W \cdot P_W^t(\psi) \quad (4)$$

$$C_{PV}(\psi) = \pi(\psi) \times \sum_{t=1}^T \lambda_{PV} \cdot P_{PV}^t(\psi) \quad (5)$$

式中, $C_W(\psi)$ 和 $C_{PV}(\psi)$ 分别为风电和光伏购电成本, 元; $P_W^t(\psi)$ 和 $P_{PV}^t(\psi)$ 分别为 t 时刻的风力发电量和光伏发电量, MW·h; λ_W 和 λ_{PV} 分别为风电与光电的单价, 元/(MW·h)。

4) 分布式发电交易市场。分布式发电具有低成本、低污染、高灵活性等优势, 场景 ψ 下售电商在该市场中的电力购买成本 $C_{DG}(\psi)$ 可表示为:

$$C_{DG}(\psi) = \pi(\psi) \times \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_j} \sum_{h=1}^{N_h} \lambda_{DG}^{th} \times P_{DG}^{th}(\psi) \quad (6)$$

式中, $C_{DG}(\psi)$ 为电力购入成本, 元; N_j 为分布式电源的个数; N_h 为分布式电源运行成本的段数; T 为时段持续时间, h; $P_{DG}^{th}(\psi)$ 为售电商在 t 时刻下, 第 j 个分布式电源在 h 段曲线的购电量, MW·h; $\lambda_{DG}^{th}(\psi)$ 为在 t 时刻, 第 j 个分布式电源在 h 段曲线的购电单价, 元/(MW·h)。

5) 储能资源租赁市场。储能设备通过物理或化学方式存储电能。售电商租赁储能设备后, 通过控制其充放电, 为电网提供频率调节、削峰填谷等灵活性服务, 以增强电网稳定性。此方式通常基于售电商与储能租赁公司签订的长期合同。

场景 ψ 下售电商在储能资源租赁市场中的购买成本 $C_{ES}(\psi)$ 可以表示为:

$$C_{ES}(\psi) = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_{ES}} P_{EN,i} \times \lambda_{ES}^t \quad (7)$$

式中, N_{ES} 为储能租赁设备的数量; λ_{ES}^t 为 t 时刻储能设备的租赁费用, 元/(MW·h); $P_{EN,i}$ 为第 i 个储能设备的最大存储容量, kW·h。

综上所述, 售电商在多元市场中的总购电成本包括中长期交易市场的购电成本 $C_B(\psi)$ 、现货交易市场的购电成本 $C_S(\psi)$ 、绿电交易市场的购电成本 $C_W(\psi)$ 和 $C_{PV}(\psi)$ 、分布式发电交易市场的购电成本 $C_{DG}(\psi)$ 以及储能资源租赁市场的购电成本 $C_{ES}(\psi)$ 。

1.1.3 零售套餐设计

鉴于中长期市场中的年度及月度交易、现货市场中的日前及实时交易间存在周期和频率上的差异, 会给售电商在不同时期的价格优化策略带来不同程度的风险。因此本文所提套餐均采用月度结算机制, 且包括考虑需求响应的实时电价业务及传统的固定单一电价业务。

1) 固定单一电价套餐。固定单一电价套餐是指在合约规定的时间范围内, 售电商始终以一个恒定价格出售电力给用户的交易方式。固定单一电价套餐的售电价格 λ_{gu} 可以表示为:

$$\lambda_{gu} = P_{\text{fix}} \quad (8)$$

2) 峰谷分时电价套餐。峰谷分时电价套餐是指在合约规定的时间范围内, 售电商按时段以不同的价格出售电力给用户的交易方式。用户在高峰时段的用电价格为 λ_p' , 在普通时段的用电价格为 λ_p' , 在低谷时段的用电价格为 λ_g' , 因此峰谷分时电价套

餐的售电价格 λ_{fen}^t 可以表示为:

$$\lambda_{\text{fen}}^t = \begin{cases} \lambda_{\text{f}}^t, t \in T_{\text{f}} \\ \lambda_{\text{p}}^t, t \in T_{\text{p}} \\ \lambda_{\text{g}}^t, t \in T_{\text{g}} \end{cases} \quad (9)$$

式中,峰时段 T_{f} 为 08:00—12:00 及 17:00—21:00,平时段 T_{p} 为 12:00—17:00 及 21:00—24:00,谷时段 T_{g} 为 00:00—08:00。

1.2 售电商购售电决策模型

1.2.1 预期收入模型

现假设选择峰谷分时电价套餐的用户比例 ∂ 为:

$$\partial = \frac{1}{1 + e^{g(p)}} \quad (10)$$

式中, $g(p)$ 为影响用户选择套餐类型的因素集合。

因此售电商的预期售电收入 C_{R} 可以表示为:

$$C_{\text{R}} = \sum_{\psi} \left\{ \pi(\psi) \times \left[\frac{1}{1 + e^{g(p)}} \times \sum_{t=1}^T P_{\text{load}}^t(\psi) \lambda_{\text{fen}}^t + \frac{e^{g(p)}}{1 + e^{g(p)}} \times \sum_{t=1}^T P_{\text{load}}^t(\psi) \lambda_{\text{gu}} \right] \right\} \quad (11)$$

1.2.2 条件风险价值模型

条件风险价值是经济学与投资领域广泛采用的风险度量工具。将其应用至购售电策略,可显著提升售电商的风险管控能力。在场景 ψ 下,售电商的收益 $F(\psi)$ 等于其总售电收入 $C_{\text{R}}(\psi)$ 与总购电成本之差,表达式为:

$$F(\psi) = C_{\text{R}}(\psi) - C_{\text{B}}(\psi) - C_{\text{S}}(\psi) - [C_{\text{W}}(\psi) + C_{\text{PV}}(\psi)] - C_{\text{DG}}(\psi) - C_{\text{ES}}(\psi) \quad (12)$$

售电商在所有场景下的总收益 F_{total} 可以表示为:

$$F_{\text{total}} = \sum_{\psi} \pi(\psi) \times F(\psi) \quad (13)$$

因此,可以定义售电商的损失表征表达式:

$$F_{\text{d}}(\psi) = F(\psi) - \sum_{\psi} \pi(\psi) \times F(\psi) \quad (14)$$

假设售电商潜在的风险损失最大值为 F_{VaR} ,那么在某一置信水平 μ 下,售电商的损失 ξ 可以表示为:

$$b(\xi \leq F_{\text{VaR}}) = \mu \quad (15)$$

那么售电商电力交易风险的 CVaR 模型可以表

述为:

$$F_{\text{CVaR}} = F_{\text{VaR}} + \frac{1}{1 - \mu} \sum_{\psi} \pi(\psi) \times \max \left\{ 0, F_{\text{d}}(\psi) - F_{\text{VaR}} \right\} \quad (16)$$

综上,售电商电力交易的目标函数旨在最大化收益并最小化风险,其表达式为:

$$F_{\text{R,CVaR}} = \max \{ F_{\text{total}} - \rho F_{\text{CVaR}} \} \quad (17)$$

式中,参数 ρ 表示售电商的风险偏好因子(ρ 值越大,表明售电商的风险偏好越强,即风险喜好型; ρ 值越小,表明其风险厌恶程度越高,即风险厌恶型)。

1.2.3 目标函数及约束条件

根据式(17),售电商的购售电决策模型可表示为:

$$\begin{aligned} F_{\text{R,CVaR}} = \max \{ & F_{\text{total}} - \rho F_{\text{CVaR}} \} \\ \left\{ \begin{aligned} & F_{\text{total}} = \sum_{\psi} \pi(\psi) \times F(\psi) \\ & F(\psi) = C_{\text{R}}(\psi) - C_{\text{B}}(\psi) - C_{\text{S}}(\psi) - \\ & [C_{\text{W}}(\psi) + C_{\text{PV}}(\psi)] - \\ & C_{\text{DG}}(\psi) - C_{\text{ES}}(\psi) \end{aligned} \right. & (18) \\ \text{s.t.} \left\{ \begin{aligned} & 0 \leq P_{\text{W}}^t(\psi) \leq P_{\text{W,max}}^t(\psi) \\ & 0 \leq P_{\text{PV}}^t(\psi) \leq P_{\text{PV,max}}^t(\psi) \\ & S_i^{\min} \leq S_i^t \leq S_i^{\max} \\ & 0 \leq P_{\text{G2E}}^t \leq u_i^t P_{\text{G2E,max}} \\ & 0 \leq P_{\text{E2G}}^t \leq (1 - u_i^t) P_{\text{E2G,max}} \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

该优化模型的目标在于协调售电商收益最大化与风险最小化。在约束条件中, F_{total} 表示售电商在所有场景下的总收益; $F(\psi)$ 表示售电商在 ψ 场景下的收益; F_{VaR} 表示售电商可能存在的风险损失最大值; $C_{\text{B}}(\psi)$ 表示售电商在中长期交易市场中的购电成本; $C_{\text{S}}(\psi)$ 表示售电商在现货交易市场中的购电成本; $C_{\text{W}}(\psi)$ 和 $C_{\text{PV}}(\psi)$ 表示售电商在绿电交易市场中的购电成本; $C_{\text{DG}}(\psi)$ 表示售电商在分布式发电交易市场中的购电成本; $C_{\text{ES}}(\psi)$ 表示售电商在储能资源租赁市场中的购电成本; 风电出力应满足 $0 \leq P_{\text{W}}^t(\psi) \leq P_{\text{W,max}}^t(\psi)$; 光伏出力应满足 $0 \leq P_{\text{PV}}^t(\psi) \leq P_{\text{PV,max}}^t(\psi)$; 储能设备的荷电状态应满足 $S_i^{\min} \leq S_i^t \leq S_i^{\max}$; 储能设备在充电模式下,其功率应满足 $0 \leq P_{\text{G2E}}^t \leq u_i^t P_{\text{G2E,max}}$; 储能设备在放电模式下,其功率应满足 $0 \leq P_{\text{E2G}}^t \leq (1 - u_i^t) P_{\text{E2G,max}}$ 。

约束条件限定了决策变量的可行域。在求解过程中,若所得解违反约束,则需将其投影至最近

边界,以获取可行解。

1.3 模型求解方法

售电商购售电策略优化问题具有典型的计算复杂性特征。根据前节建立的数学模型可知,此问题包含高维决策变量,目标函数需同时考虑收益最大化与风险最小化,且包含非线性风险项及多类约束条件。数学分析表明,该类高维非线性优化问题属于典型的NP-hard问题。传统梯度类算法在此类问题上表现不佳,容易陷入局部最优解;而标准智能优化算法在处理多时段耦合约束时收敛效率不足,难以获得全局最优解。

因此,本文提出一种基于改进鲸鱼优化算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)的求解框架,以实现售电商购售电决策的多目标优化。该方法以传统WOA为核心,由Seyedali Mirjalili等人于2016年提出,通过模拟座头鲸气泡网捕食行为构建智能优化框架,包含三阶段迭代机制:全局猎物探索、局部包围、螺旋捕食。

1)全局猎物探索。座头鲸群体通过协同感知多个个体的空间分布信息,构建群体搜索网络以定位猎物位置。现假设鲸鱼个体与全局最优解之间的相对位置向量为 D ,当前迭代次数为 t ,局部最优位置为 X^* ,位置向量为 X ,那么鲸鱼行走觅食的全局猎物搜索过程可以表示为:

$$D = |\vec{C} \cdot X \times (t) - X(t)| \quad (19)$$

$$X(t+1) = X \times (t) - \vec{A} \cdot D \quad (20)$$

式中, A 和 C 为系数向量,其中 $A=2a \cdot r-a$, $C=2 \cdot r$; r 是取值范围在0和1之间的随机数; a 是从2逐渐线性递减到0的向量。

当 $|A| \geq 1$ 时,算法停留在当前阶段;反之,将进入下一阶段。

2)局部包围。当某只鲸鱼定位到猎物位置时,会触发群体协同响应机制,其余个体通过动态调整自身位置向猎物逼近并实施包围。这一过程可以表示为:

$$D = |C \cdot X_\xi - X(t)| \quad (21)$$

$$X(t+1) = X_\xi - A \cdot D \quad (22)$$

式中, X_ξ 为座头鲸的随机位置信息。

在完成猎物的局部包围后,算法将直接进入下一阶段。

3)螺旋捕食。基于座头鲸生物捕猎特性,鲸鱼

个体在捕食时会沿对数螺旋轨迹向群体中最靠近猎物的位置移动,该行为的数学表征为:

$$X(t+1) = D \cdot e^{ib} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (23)$$

式中, $D=|X^*(t)-X(t)|$ 表示各鲸鱼个体与当前全局最优解之间的相对位置关系, b 为常量, l 为0与1之间的随机向量。

当满足终止条件时,即鲸鱼成功捕获猎物,算法迭代过程终止;若未达到收敛状态,则进入下一轮优化循环,依次执行全局猎物探索、局部包围和螺旋捕食三阶段操作。

针对购售电策略优化中多市场耦合、时序约束及风险决策的复杂特性,本课题对上述算法提出如下改进:

1)决策空间重构。将5类购电变量(中长期交易市场、现货交易市场、绿电交易市场、分布式发电交易市场、储能资源租赁市场)、2类售电套餐变量(固定单一电价套餐、峰谷分时电价套餐)及风险偏好因子 ρ 整合为193维决策向量,此方法保留了多市场间的时序耦合特性,使算法能同步优化24时段的交易策略。因此公式(19)中的 X 可以表示为:

$$X = \left[\begin{array}{c} \{X_{1g}, X_{1p}, X_{1gs}\} \\ \{X_2, X_3, X_4, X_5\} \\ \{Y_1\}, \rho \end{array} \right] \quad (24)$$

2)S型自适应收敛机制。将传统线性递减收敛因子 a 改进为S型自适应函数,该函数在迭代中期保持较高探索能力,后期可增强局部开发强度。函数表达式为:

$$a(t) = a_{\min} + \frac{a_{\max} - a_{\min}}{1 + e^{-k(t - t_{\min})}} \quad (25)$$

式中, $a_{\max}$ 、 $a_{\min}$ 分别为收敛因子的上下限; k 为调节参数,用于控制曲线的陡峭程度,即收敛因子 $a(t)$ 从 $a_{\min}$ 向 $a_{\max}$ 过渡的速率; t 为当前迭代次数; $t_{\min}$ 为迭代中期点。参数 k 和 $t_{\min}$ 源于文献[40]在改进灰狼优化器时采用的S型自适应策略思想,并考虑了算法整体的探索与开发平衡特性。在本文中,将迭代中期点 $t_{\min}$ 设置为最大迭代次数 $t_{\max}$ 的一半,即 $t_{\min}=0.5t_{\max}$,使算法在进化中期开始强化局部开发能力;调节参数 k 取值为0.05,可确保收敛因子 $a(t)$ 平滑、稳定地过渡,避免参数突变对优化过程产生较大扰动。

综上所述,基于改进鲸鱼优化算法的售电商新型购售电收益与风险评估整体流程如图2所示。

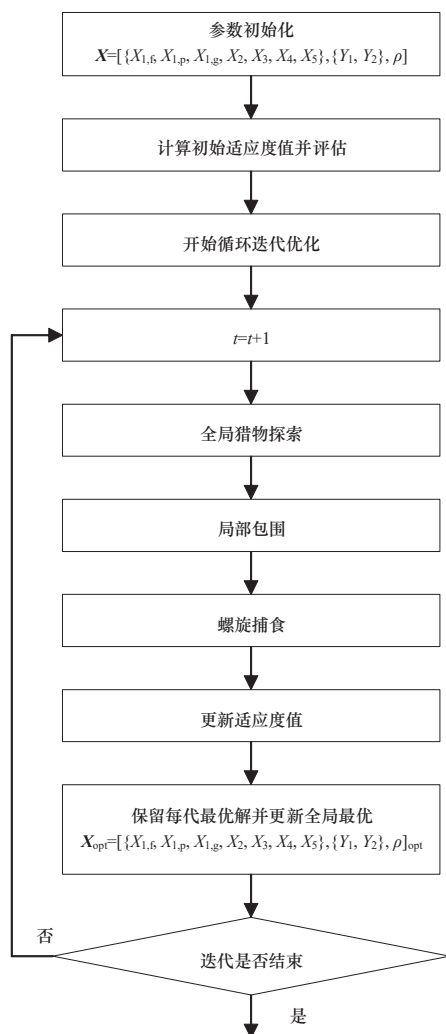


图2 模型求解步骤

Figure 2 Steps of model solving

算法在初始阶段,首先随机生成或人工配置参与变量优化的初始值,并通过公式(21)计算得到初始适应度值。随后,算法进入迭代优化过程。在每次迭代中,依次执行全局猎物探索、局部包围和螺旋捕食三个步骤。每步操作后,计算当前解的适应度值。若该值优于历史最优值,即更符合优化目标,则更新解向量 $\mathbf{X}$ 及其对应的适应度值。其中,解向量 $\mathbf{X}=[X_{1,f}, X_{1,p}, X_{1,g}, X_2, X_3, X_4, X_5, \{Y_1, Y_2\}, \rho]$ 。

上述迭代过程重复进行,直至达到预设的迭代次数终止条件。最终,算法输出完成迭代后得到的最优解 $\mathbf{X}_{opt}=[X_{1,f}, X_{1,p}, X_{1,g}, X_2, X_3, X_4, X_5, \{Y_1, Y_2\}, \rho]_{opt}$ 作为售电商最优购售电方案。

2 结果与讨论

2.1 参数设置

本文研究的优化模型以 $T=24\text{ h}$ 为时间尺度,依托江苏某地区典型日负荷数据构建用户用电基准场景,采用如表1所示的场景概率分布描述多源不确定性。

表1 电力负荷及风光出力场景概率

Table 1 Probability of power load and wind power output scenarios

场景1	场景2	场景3	场景4	场景5
0.112 5	0.079 4	0.289 3	0.113 8	0.070 7
场景6	场景7	场景8	场景9	场景10
0.116 9	0.064 2	0.051 8	0.063 8	0.037 6

图3展示了其中5种典型场景下的电力负荷需求、风电出力、光伏出力的时序分布特征。

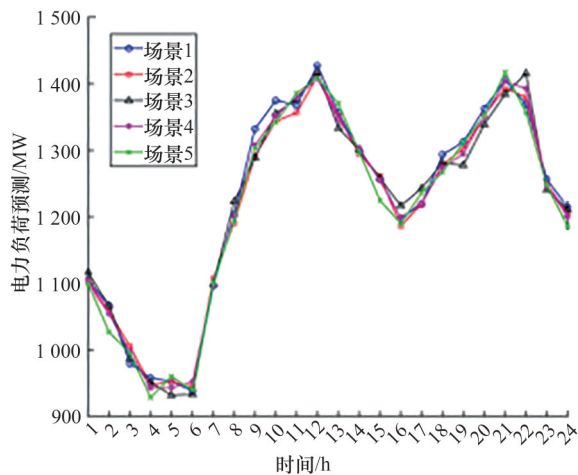
对于购电侧多元市场,本文拟定售电商在中长期交易市场中的高峰合约购电价格 λ_f 、普通合约购电价格 λ_p 、低谷合约购电价格 λ_g 分别为260元/(MW·h)、190元/(MW·h)、130元/(MW·h);售电商在现货交易市场中的购电价格 $d \cdot P_{load}^t(\psi) + e$ 中, d 取0.15, e 取30;风电、光伏及分布式发电机组相关参数如表2所示;租赁储能资源设备共60台,每台设备的额定容量 $P_{EN,i}$ 为1 000 kW·h,每台设备的租赁成本 λ_{ES} 为35元/(MW·h)。

对于售电侧,规定峰谷分时电价套餐中的高峰电价、普通电价、低谷电价分别为1.05元/(kW·h)、0.68元/(kW·h)、0.32元/(kW·h),价格敏感系数分别取12、6、3。

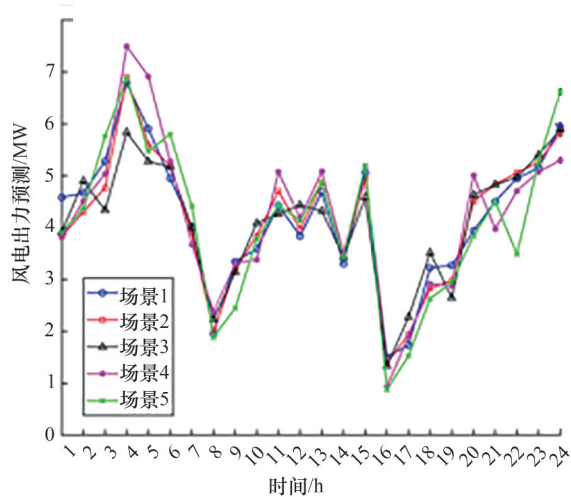
2.2 模型迭代收敛情况

图4为所提改进算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)与原始鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)的收敛特性对比。改进算法的收敛曲线在迭代前期表现出显著的上升趋势,约在30次迭代后进入平稳状态,最终于第51次迭代收敛至1 994.4万元;WOA算法的收敛曲线迭代速率相对平缓,最终在第60次迭代后收敛至1 953.2万元。

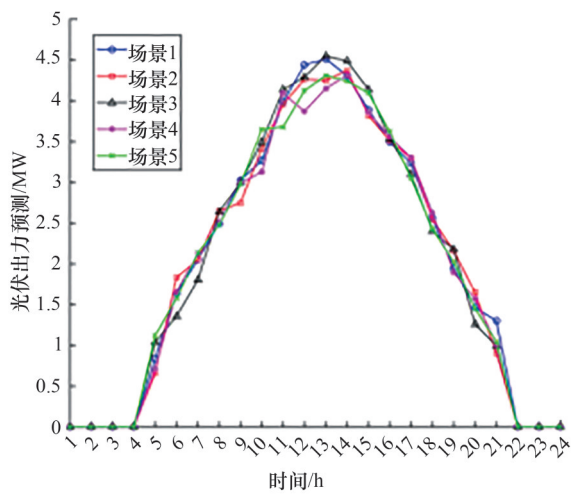
在收敛速度方面,得益于引入的S型自适应收敛策略和对高维决策空间的有效处理,IWOA算法能快速实现全局勘探与局部开发的高效平衡,从而



(a) 电力负荷场景预测



(b) 风电出力场景预测



(c) 光伏出力场景预测

图 3 各典型场景时序分布特征

Figure 3 Characteristics of timing distribution for each typical scene

表 2 新能源机组相关参数

Table 2 New energy unit related parameters

参数	风电	光伏	分布式电源
设备型号	GW3.4-140	PS4.0-180	GEJ-10
额定容量/MW	34	28	10
最小技术出力/MW	0	0	3
最大技术出力/MW	34	28	10
最大上升爬坡率/(MW·15min)	8	12	25
最大下降爬坡率/(MW·15min)	8	12	25
年等效利用小时数/h	2 800	1 300	5 500

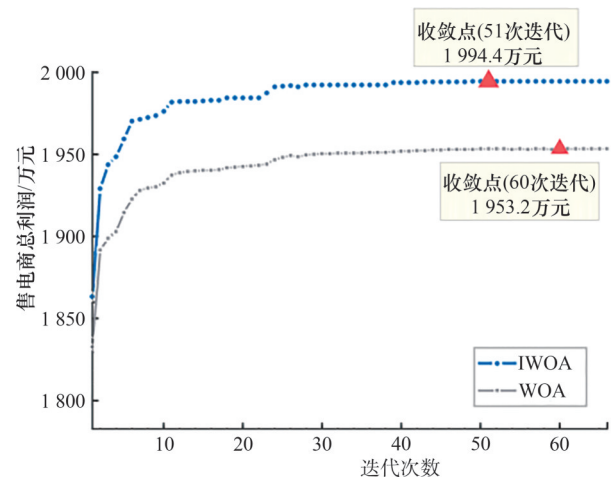


图 4 模型迭代收敛情况对比

Figure 4 Comparison of convergence of model iterations

大幅缩短整体收敛时间;在收敛精度方面,IWOA的最终鲁棒总利润较传统WOA算法高出41.2万元,体现了其对解空间的深入挖掘能力;在动态收敛过程方面,传统WOA算法于前期同样虽能快速逼近最优解区域,但迭代后期易因惯性权重固定导致收敛停滞,而IWOA算法通过S型策略动态调整搜索步长,在迭代30次后仍能保持稳定精度提升,较传统算法的收敛停滞点提前10次左右。因此,所提改进算法更适配于多约束、非线性特征的售电商鲁棒优化问题,验证了其整体寻优性能的优越性。

售电商在不同市场的最优购电策略及鲁棒总利润如表3所示,此时其条件风险价值达到最大值,风险偏好因子 ρ 为5.5。

表3展现了售电商差异化的购电策略及其带来的显著经济收益。在长周期合约层面,由于中长期交易市场相对稳定的低电价特性和充足的合约电

表3 售电商最优购售电策略

Table 3 Optimal power purchase and sale strategies for electricity sellers

单位:元		
购电成本	中长期交易市场	1 112 275.57
	现货交易市场	349.33
	绿电交易市场	1 163 196.88
	分布式发电交易市场	492 564.68
	储能资源租赁市场	5 412.40
购电总成本	2 773 798.86	
售电预期收入	22 718 190.27	
净利润	19 944 391.41	

量供应,其在购电成本结构中占据了主导地位,约占总购电成本的40.1%,为售电商提供了可预期的成本基线与风险缓冲;绿电交易市场虽占据了41.9%的大额比重,但其本质上是履行可再生能源消纳权重要求的制度要求,该市场购电的合约均价较中长期交易市场溢价9%以上,20年以上的合约周期可将政策合规成本转化为长期可承载的支出,从而有效规避未完成配额面临的惩罚性支出;同时,由于绿电交易市场中的风光波动风险存在季节性特征,即全年的高波动时段主要集中在夏冬两季,占比仅为全年总时段的20%,此时仅需针对该部分波动分量进行调节,故在储能资源租赁上的支出成本仅占总购电成本的0.2%。

同时,为了有效管理电力平衡中的短时波动和预测偏差,售电商此时需要引入部分灵活性资源。由于分布式交易主要通过点对点模式直接消纳负荷中心的附近电源,以此大量规避网损,使得其度电成本较低,同时为匹配负荷尖峰时段的供电需求,此时需锁定本地电源,该部分电量无法依赖长周期合约调节,而现货交易市场主要应对如机组故障、预测突变等极端事件,属于备用选项。因此售电商在分布式发电交易市场中的购电成本占比约为17.8%,而在现货交易市场中的支出成本仅占总购电成本的0.01%。

基于表1中的各场景概率分布情况,现对售电商的购电成本、售电预期收入及总利润开展场景分解,如图5所示,图5(a)为各场景下售电商在多元市场的购电成本情况,图5(b)展示了售电商在每一场景下的净利润表现。

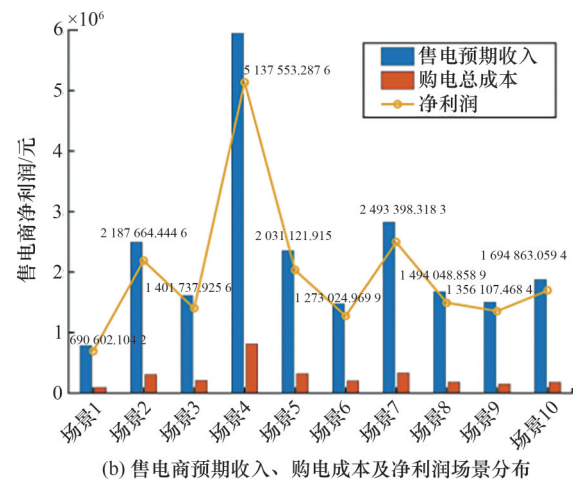
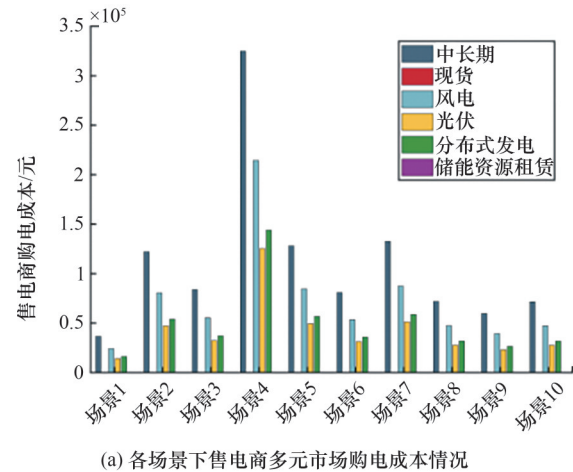


图5 最优策略场景分解

Figure 5 Decomposition of optimal strategy scenarios

该场景分解结果与前文所得结论一致,验证了售电商多层次风险管控体系的有效性。在各概率场景下,绿电交易、中长期交易等长周期合约始终占据主体地位,储能资源租赁和短周期交易则呈现动态协同特性,共同挖掘额外的收益空间。同时由前文仿真结果可知,售电商的风险偏好因子为5.5,属于中等风险偏好类型,其既不追求极端场景下的超额收益,也不采用完全避险的保守配置,而是基于概率加权进行决策调整,最终在可控范围内获得稳健收益。

2.3 用户选择套餐比例对结果参数的影响分析

表4表示在不同峰谷分时电价套餐比例 α 下,售电商的预期收入、购电成本、总利润及风险偏好因子 ρ 的变化情况。

由上表可知,当用户全部选择固定单一电价套餐,即 $\alpha=0$ 时,售电商的预期收入达到峰值,为2 280.14万元,主要归因于固定单一电价套餐采用

表 4 不同用户选择套餐比例下的模型求解结果

Table 4 Model solution results for different subscriber choice package ratios

峰谷分时电价套餐比例 α	售电预期收入/元	购电总成本/元	条件风险价值/元	风险偏好因子
0	22 801 415.60	2 895 667.98	19 905 747.62	5.9
0.2	22 718 190.27	2 773 798.86	19 944 391.41	5.5
0.5	22 036 753.68	2 332 219.07	19 704 534.62	3.5
0.8	21 539 556.52	2 899 931.92	18 639 624.60	6.3
1.0	21 208 091.75	2 917 951.61	18 290 140.14	6.5

了较高的电价设计策略,因而有着显著的利润空间优势;随着 α 增加,更多的用户转而选择峰谷分时电价套餐,其通过低谷降价刺激用电、高峰涨价抑制用电的需求响应机制,致使售电商售电的平均价格反而下降,使得其售电预期收入呈现单调递减趋势, $\alpha=1$,即全部用户选择峰谷分时电价套餐时,总收入降至 2 120.81 万元。

图 6 为表 4 的可视化展示,即比例 α 对其他 3 个因素的影响对比图。

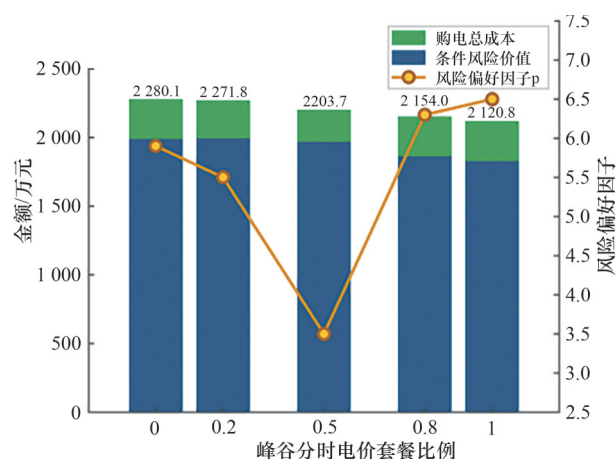


图 6 峰谷分时电价套餐比例与各指标关联关系

Figure 6 Peak-to-valley tariff package ratios associated with each indicator

分析图 6 可知,售电商购电总成本与风险偏好因子 ρ 呈现出显著的非线性关联关系。当 $\alpha=0.5$ 时,风险偏好因子 ρ 降至最低值,为 3.5,此时售电商采取极端保守策略,以中长期交易市场合约锁定基础电量为核心风控手段,并且大幅缩减高波动特性现货交易市场的购电规模,对高溢价特性的绿电交易市场及分布式发电交易市场采取降低参与度的谨

慎策略,同时以保守原则开展储能资源租赁业务,该行为可将购电总成本降至 233.22 万元,但过度保守致使售电商未能合理利用市场波动套利;相反,当峰谷分时电价套餐比例 $\alpha \geq 0.8$ 时,风险偏好因子 ρ 升高至 6.3,此时售电商转向高风险策略,将显著增加现货交易市场的购电比例以捕捉低价机会,同时积极参与绿电交易与分布式发电交易市场,并实施激进的储能资源套利策略,该冒险行为使购电成本攀升至 290 万元, $\alpha=1$ 时可达最大值 291.8 万元,此时风险成本已显著侵蚀利润空间。

条件风险价值,即售电商在电力交易中的售电总利润。与前文表 3 中的决策优化模型所得结论一致,当峰谷分时电价套餐比例 $\alpha=0.2$ 时,其取到最大值,为 1 994.44 万元。该最优解的形成源于如下两个原因:其一,在套餐结构上保证 80% 的用户采用高利润的固定单一电价套餐,为预期收入端提供稳定支撑,共计 2 271.82 万元;其二,多元市场的购电策略匹配 $\rho=5.5$ 的中等适度风险偏好,通过 20% 的小规模峰谷用户的负荷曲线优化,售电商能精准进行现货交易市场低谷时段的电量采购,并合理配置绿电、储能等资源。结合本算例设定参数,此策略既避免了 $\alpha=0$ 时因风险偏好因子 ρ 过高导致的购电成本膨胀,同时又能克服 $\alpha=0.5$ 时售电商过度保守造成的收入萎缩,从而实现条件风险价值最大化。

上述解集基于本研究特定算例所得,其适用性会受到以下参数影响:

1)若工业用户占比较大,即用户峰谷负荷差扩大,此时峰谷套餐的负荷优化价值增强,最优比例 α 会向更高水平偏移;若居民用户占比较大,即整体负荷趋于平稳,此时峰谷套餐的吸引力下降,最优解可能进一步降低。

2)当市场峰谷价差缩小时,小规模峰谷用户的购电成本节约效应减弱,最优值需重新匹配风险偏好因子 ρ 。

3)随着储能补贴力度的加大以及绿电采购成本逐渐降低,售电商通过峰谷用户消纳绿电的可行性提升,此时允许更高比例的峰谷套餐用户参与,即 α 随之增大。

综上所述,该结果验证了前文所提改进鲸鱼优化算法模型的有效性,证明 $\alpha=0.2$ 是此算例下平衡售电商售电收入结构与购电风险成本的最优解。

3 结论

本研究所提决策优化模型适用于需统筹中长期合约稳定性、现货市场灵活性、绿电消纳责任及用户需求响应的售电商,具体包括具备一定市场规模的独立售电商、配售一体化企业以及虚拟电厂聚合商等主体,且模型构建过程中具有以下假设条件:

1)多元市场交易机制在研究周期内保持稳定,暂不考虑极端政策调整或市场机制重构的影响;

2)电力负荷、风光出力的场景概率分布基于历史数据统计生成,具备统计代表性,且售电商可获取各市场的实时价格及交易边界参数;

3)用户对零售套餐的选择仅受价格因素驱动,暂不考虑政策补贴、品牌偏好、用电习惯固化等非价格影响因素;

4)储能租赁设备的容量、成本及充放电效率参数在研究周期内保持恒定,分布式电源的出力特性符合既定技术参数,不涉及设备故障或极端气候导致的出力异常;

5)改进鲸鱼优化算法的决策变量维度适配当前多元市场结构,暂不考虑未来新增交易品种带来的决策维度扩展。

综上基于重构决策空间并引入自适应收敛机制,全文运用改进的鲸鱼优化算法求解了售电商在电力交易市场的最优购售电策略,并分析了不同用户套餐选择比例下各核心参数的变化情况,现得出如下结论:

1)售电商为保证条件风险价值最大化,在多元市场应保持中等风险偏好购电策略,即优先构建以长周期合约为主体的稳健购电结构(算例中此部分占比超82%),充分利用其成本稳定性与风险缓释能力;同时,高度关注绿电合约的长期成本分摊,避免短期惩罚性支出;在灵活性资源方面,建议重点关注分布式发电交易(算例占比17.8%),谨慎配置现货与储能资源租赁交易(算例中仅占比0.2%),将其尽可能作为应对极端事件的备用手段,从而实现成本与灵活性的精细化平衡。

2)售电商在确保自身利润最大化的同时也需积极落实需求响应政策,应主动引导用户将套餐选择结构优化至“80%固定单一电价+20%峰谷分时电价”的黄金比例($\delta=0.2$),以此同步锁定高收益基础营收并依托小规模峰谷用户负荷调节能力来捕捉

市场套利机遇。避免因套餐比例过低($\delta=0$)诱发激进投机而导致购电成本膨胀,或比例过高($\delta\geq 0.5$)迫使采取过度保守策略而抑制收益空间。

上述结论适配于本算例条件,实际应用中需结合区域市场规则适时调整。此外,本文所提的决策优化模型需建立在现行市场规则与电价机制静态假设之上,随着电力体制改革的不断深化,未来将重点研究深度融合用户套餐选择行为的主从博弈反馈机制,并探索多类型套餐(如阶梯电价、用电捆绑等)协同优化策略,以增强决策模型在演化市场环境中的鲁棒适应性。

参考文献:

- [1] 陈耀森,陈贻颢,汪枫,等.直驱式同步风力发电机组的仿真模拟[J].电力科技与环保,2023,39(1):87-94.
CHEN Yaosen, CHEN Yihao, WANG Feng, et al. Modeling and simulation of direct-drive synchronous wind turbine[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(1): 87-94.
- [2] 康璐,段玖祥,张文杰,等.基于视觉激光融合的新能源发电智能巡检技术[J].电力科技与环保,2023,39(2):173-181.
KANG Lu, DUAN Jiuxiang, ZHANG Wenjie, et al. Research on intelligent inspection technology of new energy power generation based on vision and laser[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(2): 173-181.
- [3] 董欣月,陈颖,曾丹,等.单侧开放市场下考虑金融输电权收益的售电商组合策略研究[J].供用电,2025,42(5):100-108.
DONG Xinyue, CHEN Ying, ZENG Dan, et al. Research on portfolio strategy of retailers based on financial transmission rights revenue in a single-sided open market[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(5): 100-108.
- [4] 赵适宜,蒯继鹏,夏楠楠,等.考虑需求响应的售电公司最优定价策略[J].系统仿真技术,2024,20(3):282-287.
ZHAO Shiyi, KUAI Jipeng, XIA Nannan, et al. Research on the optimal pricing strategy of electricity retail companies considering demand response[J]. System Simulation Technology, 2024, 20(3): 282-287.
- [5] 乜静涵.考虑消纳责任与需求响应的售电公司购售电决策研究[D].北京:华北电力大学,2024.
NIE Jinghan. Research on power purchase and sale decision of power sales companies considering consumption responsibility and demand response[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2024.
- [6] 潘虹锦,高红均,杨艳红,等.基于主从博弈的售电商多元零售套餐设计与多级市场购电策略[J].中国电机工程学报,2022,42(13):4785-4800.
PAN Hongjin, GAO Hongjun, YANG Yanhong, et al. Multi-type retail packages design and multi-level market power purchase

- strategy for electricity retailers based on master-slave game[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4785–4800.
- [7] 彭一海,刘继春,刘俊勇. 两级电力市场环境考虑多类型零售套餐的售电公司购售电策略[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 944–957.
- PENG Yihai, LIU Jichun, LIU Junyong. Electricity purchasing and selling strategies for electricity retailers considering multiple types of retail packages in two level electricity market[J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 944–957.
- [8] 赵益南,林顺富,周波,等. 超额消纳量交易机制下独立售电商购售电策略研究[J]. 现代电力, 2024, 41(1): 72–83.
- ZHAO Yinan, LIN Shunfu, ZHOU Bo, et al. Research on power procurement and sale strategies of electricity retailers under the transaction mechanism of excessive consumption[J]. Modern Electric Power, 2024, 41(1): 72–83.
- [9] 陈彧辰,张婷婷,王佳妮,等. 可再生能源电力消纳责任权重下售电商分月购售电滚动优化模型[J]. 现代电力, 2025, 42(1): 137–148.
- CHEN Yuchen, ZHANG Tingting, WANG Jiani, et al. Monthly rolling optimization model for electricity sellers considering the weight of renewable energy power consumption responsibility[J]. Modern Electric Power, 2025, 42(1): 137–148.
- [10] 郭昆健,高赐威,林国营,等. 现货市场环境下载售电商激励型需求响应优化策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(15): 28–35.
- GUO Kunjian, GAO Ciwei, LIN Guoying, et al. Optimization strategy of incentive based demand response for electricity retailer in spot market environment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(15): 28–35.
- [11] 魏胜民,尹硕,赵璇,等. 基于售电市场成熟度和用户分级的差异化服务策略[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(6): 46–49.
- WEI Shengmin, YIN Shuo, ZHAO Xuan, et al. Differentiated service strategy based on electricity sales market maturity level and power customer value classification[J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(6): 46–49.
- [12] 李飞,李咸善,鲁明芳,等. 计及配额考核约束的发电商与大用户直购电博弈优化模型[J]. 高电压技术, 2023, 49(1): 128–137.
- LI Fei, LI Xianshan, LU Mingfang, et al. Game optimization model of direct power purchase between power suppliers and large consumers with RPS assessment constraints[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(1): 128–137.
- [13] HU X Z, TAN W C, XIE Y T, et al. Operation and evaluation of digitalized retail electricity markets under low-carbon transition: Recent advances and challenges[J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 11: 1324450.
- [14] 段银斌. 市场化售电主体运营模式及关键业务研究[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(3): 41–45.
- DUAN Yinbin. Research on the operation mode and key business of the market of the main electricity market[J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(3): 41–45.
- [15] WANG H, XU Y. Optimized decision-making for multi-market green power transactions of electricity retailers under demand-side response: The Chinese market case study[J]. Energies, 2024, 17(11): 2543.
- [16] 罗舒瀚,蒋传文,王旭,等. 新电改背景下售电公司的购售电策略及风险评估[J]. 电网技术, 2019, 43(3): 944–953.
- LUO Shuhan, JIANG Chuanwen, WANG Xu, et al. Power trading strategy and risk assessment of electricity retailing company under power system reform[J]. Power System Technology, 2019, 43(3): 944–953.
- [17] FENG J, RAN L, WANG Z Y, et al. Optimal bidding strategy for virtual power plant in multiple markets considering integrated demand response and energy storage[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 124: 116706.
- [18] ZHANG Z, LI R, LI F R. A novel peer-to-peer local electricity market for joint trading of energy and uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1205–1215.
- [19] GUO Z W, PINSON P, CHEN S B, et al. Chance-constrained peer-to-peer joint energy and reserve market considering renewable generation uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 798–809.
- [20] HAGHIGHAT H, KARIMIANFARD H, ZENG B. Integrating energy management of autonomous smart grids in electricity market operation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4044–4055.
- [21] ULLAH M H, PARK J D. Distributed energy trading in smart grid over directed communication network[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(4): 3669–3672.
- [22] BAHRAMI S, WONG V W S, HUANG J W. Data center demand response in deregulated electricity markets[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2820–2832.
- [23] ZHANG J Z, ZHANG T, ZHANG G, et al. Using the whale optimization algorithm to solve the optimal reactive power dispatch problem[J]. Processes, 2023, 11(5): 1513.
- [24] 张凡,王雷,赵娟,等. 樽海鞘群算法在电力系统最优潮流计算中的应用[J]. 分布式能源, 2021, 6(1): 35–43.
- ZHANG Fan, WANG Lei, ZHAO Juan, et al. Application of salp swarm algorithm in optimal power flow calculation for power system[J]. Distributed Energy, 2021, 6(1): 35–43.
- [25] 董雷,涂淑琴,李烨,等. 基于元模型优化算法的主从博弈多虚拟电厂动态定价和能量管理[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 973–983.
- DONG Lei, TU Shuqin, LI Ye, et al. A Stackelberg game model for dynamic pricing and energy management of multiple virtual power plants using metamodel-based optimization method[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 973–983.
- [26] 陈拼搏. 不同交易模式下电力市场博弈模型及其算法研究[D]. 上海: 上海大学, 2021.
- CHEN Pinbo. Studies on game models and algorithms for electricity market under different transaction modes[D]. Shanghai: Shanghai University, 2021.
- [27] 宋艺航,王刚,蔡浩,等. 售电公司购售电决策研究综述[J]. 电力需求侧管理, 2020, 22(6): 85–89.

- SONG Yihang, WANG Gang, CAI Hao, et al. Research review of electricity purchase and sale trading strategies[J]. Power Demand Side Management, 2020, 22(6): 85–89.
- [28] 李雅婷. 面向售电主体的曲线交易机制设计及购售电决策研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- LI Yating. Research on curve trading mechanism designing and power purchasing and selling decision-making for electricity retailers[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.
- [29] 罗童, 张兴平, 庞环, 等. 含光热的多源联合系统优化调度[J]. 电力与能源进展, 2023, 11(1): 39–47.
- LUO Tong, ZHANG Xingping, PANG Huan, et al. Optimal scheduling of multi-source combined system with light and heat[J]. Advances in Energy and Power Engineering, 2023, 11(1): 39–47.
- [30] JAIN K, SAXENA A, ALSHAMRANI A M, et al. An amended whale optimization algorithm for optimal bidding in day ahead electricity market[J]. Axioms, 2022, 11(9): 456.
- [31] 胡周. 分布式鲸鱼优化算法的应用研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2020.
- HU Zhou. Application research of distributed whale optimization algorithm[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2020.
- [32] 姜建国, 韩锦涛, 毕洪波, 等. 基于混合正余弦算子改进鲸鱼算法的微电网优化运行[J]. 电力需求侧管理, 2025, 27(2): 42–47.
- JIANG Jianguo, HAN Jintao, BI Hongbo, et al. Microgrid optimization based on hybrid sine and cosine operators improved whale algorithm[J]. Power Demand Side Management, 2025, 27(2): 42–47.
- [33] 邓俊, 陈杰, 李怡然, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的双馈风电机组控制参数辨识[J]. 太阳能学报, 2025, 46(5): 496–505.
- DENG Jun, CHEN Jie, LI Yiran, et al. Identification of control parameters of doubly-fed induction generator based on enhanced whale optimization algorithm[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2025, 46(5): 496–505.
- [34] 朱润泽, 王德军. 基于LSTM神经网络的光伏系统功率预测[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(3): 201–206.
- ZHU Runze, WANG Dejun. Power prediction of photovoltaic system based on LSTM neural network[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(3): 201–206.
- [35] 童旭. 风电场风能资源分析方法与综合评价研究[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(4): 292–298.
- TONG Xu. Study of comprehensive evaluation analysis of wind energy resources in wind farm[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2023, 39(4): 292–298.
- [36] 刘瑶. 计及用户选择的售电商零售套餐策略优化研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2022.
- LIU Yao. Research on optimization of retail package of electricity retailers considering user selection[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2022.
- [37] 刘秋华, 胡苏晨, 周维初. 售电商参与现货市场下的售电套餐优化设计[J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 19–25.
- LIU Qiuhua, HU Suchen, ZHOU Weichu. Optimal design of electricity plans based on electricity retailers' participation in spot market[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(1): 19–25.
- [38] 李佳宇. 考虑需求响应的售电商购售电交易优化模型研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.
- LI Jiayu. Research on the optimization model of purchase and sale of electricity retailers considering demand response[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [39] 邹浩, 李维刚, 李阳, 等. 基于混沌收敛因子和惯性权重的鲸鱼优化算法[J]. 武汉科技大学学报, 2022, 45(4): 304–313.
- ZOU Hao, LI Weigang, LI Yang, et al. Whale optimization algorithm based on chaotic convergence factor and inertia weight[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2022, 45(4): 304–313.
- [40] 李彦苍, 徐培东. 基于自适应步长和莱维飞行策略的改进狼群算法[J]. 重庆大学学报, 2023, 46(12): 80–95.
- LI Yancang, XU Peidong. Improved wolf pack algorithm based on adaptive step size and Levy flight strategy[J]. Journal of Chongqing University, 2023, 46(12): 80–95.



第一作者简介: 刘子健(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力市场需求响应等方面的研究, zj-liu@njust.edu.cn;



陈佳微(2002—), 女, 硕士研究生, 主要从事功率器件热网络模型等方面的研究, cjlw020302@163.com;



包丰硕(2001—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力电子器件热可靠性等方面的研究, baoman11@163.com



通信作者简介: 朱一铭(1988—), 男, 副教授, 主要从事电力电子设备控制与可靠性技术等方面的研究, ymzhu@njust.edu.cn。

(编辑 沈凡卉)