

基于信息间隙决策理论的热电联产机组 日前电力市场投标策略研究

王骁¹, 周建新¹, 刘培栋²

(1. 东南大学能源与环境学院, 江苏省 南京市 210096;

2. 润电能源科学技术有限公司, 河南省 郑州市 450000)

Research on Bidding Decision for CHP in the Day-ahead Electricity Market Based on IGDT

WANG Xiao¹, ZHOU Jianxin¹, LIU Peidong²

(1. School of Energy and Environment, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu Province, China;

2. Rundian Energy Science and Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450000, Henan Province, China)

ABSTRACT: In the context of global energy transformation and the deepening reform of electricity market liberalization, combined heat and power (CHP) units must seek to maximize profits within a highly uncertain market environment. This paper proposes a day-ahead spot market bidding strategy for CHP units, grounded in information gap decision theory (IGDT). The strategy utilizes the IGDT model to quantify market uncertainty and integrates risk assessment with the Sharpe ratio (SR) to optimize the trade-off between profit and risk. Compared to traditional marginal cost methods and robust optimization approaches, comparative analysis reveals that the proposed strategy significantly enhances unit competitiveness and resilience against market fluctuations. Additionally, the paper explores the impact of varying heat loads on the bidding strategy of CHP units, providing both theoretical foundations and practical guidance for formulating more robust bidding strategies in the complex and dynamic power market environment.

KEY WORDS: combined heat and power; information gap decision theory (IGDT); bidding strategy; day-ahead electricity market; uncertainty

摘要: 在全球能源转型和电力市场化深入改革的背景下, 热电联产机组需在高度不确定的市场环境中寻求利润最大化。文章提出了一种基于信息间隙决策理论(information gap decision theory, IGDT)的热电联产机组日前现货市场投标策略。该策略利用 IGDT 模型量化市场不确定性, 并结合风险评估与夏普比率(Sharpe ratio, SR)权衡利润与风险进行优化策略选择。通过对比分析发现, 相较于传统边际成本方法和鲁棒优化方法, 所提策略在提升机组竞争力和应对市场波动方面具有明显优势。此外, 还探讨了不同热负荷对热电机组投标策略的影响, 为在复杂多变的电力市场环境中制定更加稳健的投标策略提供了理论依据和实践指导。

关键词: 热电联产; 信息间隙决策理论; 投标策略; 日前电力市场; 不确定性

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2025.0073

0 引言

全球正在经历一场以新能源替代传统化石能源为特征的能源变革, 这一趋势推动了能源生产与消费方式的转型, 尤其在电力领域, 市场化改革的深入推进成为了关键驱动力^[1]。作为电力市场化改革的重要组成部分, 电力现货市场的建设为传统发电企业带来了新的机遇和挑战^[2]。在现货市场中, 热电联产(combined heat and power, CHP)机组需要根据市场环境制定报价策略并参与投标, 以实现利润最大化。然而其利润不仅取决于自身的报价策略, 还受到市场条件不确定性的影响。因此, 如何在不确定性条件下制定最优投标策略已成为热电联产机组亟待解决的问题。

在应对市场不确定性决策理论的研究中, 国内外学者提出了多种方法。文献[3-5]采用概率密度估计, 通过描述变量的取值范围和分布来模拟不确定性对系统行为的影响, 但这种方法对分布形式的假设较为严格, 数据不足时可能难以准确估计。贝叶斯方法是一种典型的概率建模方法^[6], 它基于先验分布和后验更新量化不确定性, 适用于数据充足的情境, 但在市场波动较大的情况下, 分布假设可能影响预测的可靠性。文献[7-9]通过构建多个未来情景捕捉不确定性, 但对场景数量和代表性的要求较高, 易导致结果敏感性增加。文献[10-12]通过构建不确定集, 探讨不确定变量对决策的影响。这种方法在描述不确定性范围上具有优势, 但在高维问题上常

面临计算复杂度过高的问题。传统鲁棒优化方法通过构建最劣情况下的不确定集^[13], 保证策略的稳健性, 但可能导致过度保守, 降低决策的收益潜力。

上世纪80年代 Ben-Haim 提出了信息间隙决策理论(information gap decision theory, IGDT)^[14], 该方法通过不确定性模型量化实际变量与预测变量之间的误差, 强调有效的风险管理, 以应对供需波动、新能源并网等不确定性因素。文献[15]利用 IGDT 方法将不确定市场价格问题抽象为一个随机混合整数线性规划问题, 以降低期望利润为代价降低其风险水平。文献[16]通过引入可再生能源出力与负荷预测偏差的风险, 制定了有效的市场策略, 并运用 IGDT 优化了地区型多能源市场交易的灵活性与鲁棒性。文献[17]考虑电力价格的不确定性, 提出了基于 IGDT 的能源枢纽风险约束运行优化问题的求解方法。

由于热电联产机组不仅受到电力市场价格波动

的影响, 还需考虑热负荷对机组出力的约束, 其投标策略设计更加复杂。然而, 目前 IGDT 的应用研究集中于新型能源系统及调峰辅助服务市场^[18-23], 对于热电联产机组的研究较少。因此, 将 IGDT 方法应用于热电联产机组的投标策略优化具有重要的学术价值和实践意义。

综上所述, 本文针对热电联产机组提出了一种结合确定性与 IGDT 的分阶段投标模型。决策框架如图1所示: 第一阶段, 建立热电联产机组确定性投标模型, 构建以热电可行域为约束条件, 在已有预测电价的基础上, 求解包含机组成本与收益的目标函数, 得出机组能够实现的最大利润; 第二阶段, 引入 IGDT 模型, 并基于此建立鲁棒性投标模型和机会性投标模型, 为后续决策提供理论支持; 第三阶段为风险评估环节, 通过设定风险因子, 同时应用夏普比率为热电机组策略选择提供量化标准, 最终生成机组的投标曲线。

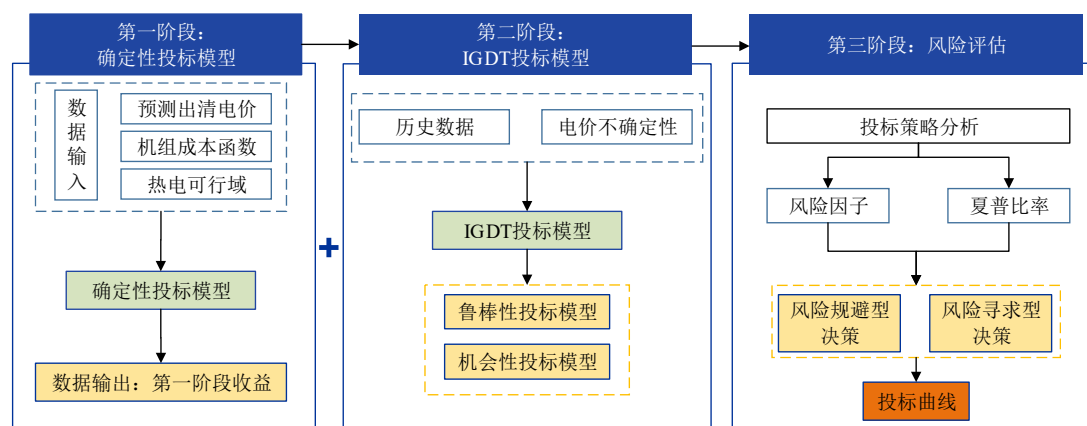


图1 投标决策框架
Fig. 1 Bidding framework

1 热电联产机组确定性投标模型

热电联产机组参与日前电力市场投标的目标是实现经济效益最大化, 因此确定性投标模型的核心是构建一个综合考虑机组生产成本、预测电价、出力约束和日前市场收益的优化目标模型。

1.1 模型假设

1.1.1 价格接受者角色的假设

本文对热电机组参与投标过程做出合理假设, 以确保模型在实际场景中的可行性和准确性。

我国现阶段电力现货市场尚处于发展初期, 缺乏足够的竞争对手行为数据, 使基于价格制定者模型构建投标策略面临较大困难, 因此本文假设热电机组作为价格接受者来制定投标策略^[24]。

1.1.2 市场预测价格的假设

基于价格接受者角色制定热电机组投标策略,

认为其报价策略不影响市场出清价格。大量文献深入研究了现货市场中发电机组市场价格预测问题^[25-31], 本文假设已有较为准确的预测价格, 并在此基础上探讨热电机组的投标策略。

1.2 生产成本

热电联产机组参与电力现货市场时, 成本的测算至关重要, 因为它直接影响着机组的经济性和市场竞争力。由于机组成本构成复杂, 并随出力变化, 一般火电机组的煤耗曲线可以表示为机组出力的二次函数^[32-33]。本文研究对象机组在日前市场的热负荷相对稳定, 因此在考虑成本时, 将其拟合成与机组出力相关的二次函数, 如式(1)所示。

$$C_t(P_t) = a + bP_t + c(P_t)^2 \quad (1)$$

式中: $C_t(P_t)$ 表示 t 时段机组的生产成本; P_t 为热电机组在 t 时段出力; a 、 b 、 c 为机组的成本函数系数。

1.3 热电可行域

热电可行域描述的是热电联产机组电功率与热功率的耦合关系，其作用在于界定机组的运行范围和优化调整空间，为投标决策与运行调度提供约束条件。

本文基于所搭建的热电联产机组仿真模型，通过逐步调整热负荷水平，获取机组在不同热负荷下的最大和最小电负荷，最终根据仿真结果绘制出热电可行域，作为后续模型的约束条件。

1.4 机组利润目标函数

如式(2)所示，热电联产机组利润目标函数定义为日前市场收益减去生产成本。

$$F = \mathbf{P} \cdot \boldsymbol{\lambda} - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) \quad (2)$$

式中： F 为机组利润目标函数； $\mathbf{P} = (P_1, P_2, \dots, P_{24})$ 为机组日前计划出力； $\boldsymbol{\lambda}$ 为日前对应时段的预测出清电价； $\mathbf{P} \cdot \boldsymbol{\lambda}$ 表示对应时段机组出力与电价的乘积，即机组的出清收益； T 为时间段，本文取为24。

1.5 确定性投标模型

在满足机组运行约束条件下，热电联产机组进行以利润最大化为目标的投标决策，确定性投标模型如式(3)–(6)所示，式(4)为机组出力约束，式(5)(6)为机组爬坡约束。

$$\max F \quad (3)$$

$$\text{s.t. } P^{\min} \leq P_t \leq P^{\max} \quad (4)$$

$$P_t - P_{t-1} \leq R^{\text{up}} \quad (5)$$

$$P_{t-1} - P_t \leq R^{\text{down}} \quad (6)$$

式中： $P^{\min}$ 、 $P^{\max}$ 为机组的出力上下限，由可行域确定； R^{up} 、 R^{down} 为机组的爬坡速率限制。考虑到供暖期内热电机组需承担稳定的供热任务，一般保持连续运行，不涉及启停调度。因此，在模型构建中，不包含启停成本项。

2 基于IGDT的热电联产机组投标模型

2.1 IGDT 投标模型

前述确定性投标模型未考虑市场出清带来的不确定性，仅将市场价格的预测值作为确定量进行求解。本节将以IGDT模型描述价格的不确定性范围来反映市场价格波动对决策结果的影响。

由于每个时间段的电价均具有不确定性，因此实际出清电价如式(7)所示。

$$\boldsymbol{\lambda}' = \boldsymbol{\lambda} + \mathbf{e} \quad (7)$$

式中： $\boldsymbol{\lambda}'$ 为实际出清电价； $\mathbf{e}$ 表示实际出清电价与预测值间的偏差。

本文采用加权均方误差(weighted average squared error, WASE)^[34]不确定性模型对电价的波动做出假设，利用WASE模型的好处在于可以通过对不同时间分配不同的权重，使模型更加灵活地贴合实际情况。该模型要求出清价格的WASE不大于 α^2 ，如式(8)所示。

$$U(\alpha, \mathbf{e}) = \{\mathbf{e} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{e}' \leq \alpha^2\} \quad (8)$$

式中： α 为热电机组出清电价的不确定度，表征了实际出清电价的波动程度； $\mathbf{e}'$ 为偏差的转置； $U(\alpha, \mathbf{e})$ 为不确定参数的波动范围； $\mathbf{W}$ 为历史出清电价的协方差矩阵，表征了出清电价整体波动特性，反映了各时段价格波动的幅度及其相关性。

IGDT模型分为鲁棒性投标模型和机会性投标模型。前者认为实际出清电价低于日前预测值，所制定的策略要尽可能规避不确定性带来的风险，追求稳定利润；后者认为实际出清电价高于日前预测值，所制定的策略追求可能实现的较高的利润目标。

然而，风险规避与利润追求往往存在矛盾，过于保守的策略可能降低盈利能力，而过于激进的策略则可能面临较大的市场风险。因此，需根据市场环境和决策者的风险偏好进行权衡。

2.1.1 鲁棒性投标模型

电价的不确定性会影响确定性投标模型的结果，使其难以达到最优值。因此，在鲁棒性函数 $\hat{\alpha}(\mathbf{P}, F_k)$ 中，预先设定 F_k 为决策者可接受的最低预期利润，在目标利润高于 F_k 的基础上，以电价不确定度 α 最大为优化目标，求解目标函数，如下所示：

$$\hat{\alpha}(\mathbf{P}, F_k) = \max_{\alpha} \{\alpha : \min F \geq F_k\} \quad (9)$$

鲁棒性投标模型推导过程见附录A.1，最终结果如式(10)所示。

$$\hat{\alpha}(\mathbf{P}, F_k) = \max_{\mathbf{P}, U} \alpha(\mathbf{P}, F_k) =$$

$$\max \frac{\mathbf{P} \cdot \boldsymbol{\lambda} - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) - F_k}{\sqrt{\mathbf{P} \mathbf{W} \mathbf{P}'}} \quad (10)$$

约束条件(4)–(6)与式(10)共同构成了鲁棒性投标模型，由于该模型考虑了不确定性的负面影响，生成的投标策略对于电价波动具有较强的承受能力。

因此，当实际现货市场出清电价在波动范围 $U(\alpha, \mathbf{e})$ 内时，所得出的投标策略能够确保热电机组的利润高于最低预期值。 $\hat{\alpha}$ 越大，机组能够承担的电价下限越低，在面对市场电价波动的不利影响

时, 承担风险的能力越强。

2.1.2 机会性投标模型

机会性投标模型用于评估在不确定条件下可能获得的高利润。输入参数的不确定波动会影响目标函数的结果, 使其高于确定性模型中的最优值。如式(11)所示, 决策者预先设定 F_w 为最高预期利润, 并以电价不确定度 α 最小为优化目标, 求解目标函数, 从而得到最优的机组出力 P 。

$$\hat{\beta}(P, F_w) = \min_{P, U} \alpha(P, F_w) \quad (11)$$

式中: F_w 为最高预期利润; $\hat{\beta}(P, F_w)$ 为机会性函数, 推导过程见附录 A.2, 最终结果如式(12)所示。

$$\hat{\beta}(P, F_w) = \min_{P, U} \alpha(P, F_w) = \min \frac{F_w - P \cdot \lambda + \sum_{t=1}^T C_t(P_t)}{\sqrt{PWP'}} \quad (12)$$

约束条件(4)~(6)与式(12)共同构成了机会性投标模型。在给定期望利润的前提下, 该模型旨在追求发电机组所能达到的最大利润潜力。因此, 当实际出清电价在波动范围内时, 有机会使利润达到期望水平。机会性投标模型的引入丰富了发电机组在策略制定中的选择, 使机组愿意承担一定程度的风险, 以期捕捉市场机遇。

2.2 报价曲线生成

2.2.1 投标策略选择

在投标决策优化中, 不同市场波动水平下的策略选择需兼顾利润与风险。夏普比率是一种广泛应用于金融投资与风险管理的指标, 由诺贝尔经济学奖获得者威廉·夏普提出^[35]。

本文首先采用电价离散系数 λ_{cv} 来衡量电力市场的波动水平^[36], λ_{cv} 的定义如式(13)所示。 λ_{cv} 越小, 表明电价波动较小, 市场较稳定; 反之, 则表明电价波动剧烈, 市场不确定性较高。然后采用夏普比率 F_{SR} 来评估风险规避型与风险寻求型投标策略在不同市场环境下的利润-风险比^[37], F_{SR} 的定义如式(14)所示。通过计算在不同离散系数下风险规避与风险寻求策略的 F_{SR} 值, 确定最优投标策略的切换点, 为发电机组在不同市场环境下提供决策依据。

$$\lambda_{cv} = \frac{\sigma}{\mu} \quad (13)$$

式中: σ 为电价的标准差; μ 为电价均值。

$$F_{SR} = \frac{F - R_f}{\sigma_F} \quad (14)$$

式中: F 为投标获得的利润; R_f 为无风险时利润;

$R_f = \bar{\lambda} \cdot P_{\min}$ 表示平均电价与最小技术出力的乘积; σ_F 为利润的标准差。

2.2.2 报价曲线生成规则

生成符合市场规则的报价曲线是发电机组参与现货市场的关键。根据市场规则, 报价曲线须随机组出力单调递增^[38]。然而, 在 IGD 的实际应用中, 通过模型获得的机组出力和电价可能未严格遵循这一规则, 出现机组出力与电价关系非递增情况, 导致生成的曲线不符合规则。

为解决这一问题, 需对获得的机组出力-出清电价对进行调整: 首先将求解利润目标函数得到的机组出力-电价配对, 并按照电价从低到高排序; 然后逐一检查机组出力值, 若某一电价对应的机组出力小于前一电价对应的出力, 则将其调整为与前一出力相等, 以确保出力递增。通过这一调整过程, 生成的机组出力-电价对能够满足市场规则要求。

最终, 调整后的出力和电价点逐段连接, 生成阶梯状报价曲线。

2.3 风险评估

在金融领域, 标准差常被用作风险度量, 反映投资回报率的波动性^[39-40]。马科维茨在投资组合理论中以标准差衡量风险, 优化风险与利润的权衡^[41]。

因此, 如式(15)(16)所示, 本文拟分别将利润和机组出力的标准差作为风险因子来量化鲁棒性和机会性投标模型的风险。

$$\sigma_F = \sqrt{\frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} (F_t - \bar{F})^2} \quad (15)$$

$$\sigma_P = \sqrt{\frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} (P_t - \bar{P})^2} \quad (16)$$

式中: σ_F 为利润风险因子; σ_P 为出力风险因子; F_t 为日前第 t 小时利润; $\bar{F}$ 为日前 24h 平均利润; P_t 为日前第 t 小时机组出力; $\bar{P}$ 为日前 24h 平均机组出力。

利润风险因子表示利润的波动程度, 出力风险因子则表示机组出力的波动程度, 将这两个因子作为衡量风险的重要指标, 可以评估不同投标模型的风险水平。

3 算例分析

以某 330MW 供热机组为例对由式(1)~(12)构成的混合整数非线性规划投标决策模型进行计算。本文分析该发电机组 2024 年 1 月 23 日的日前市场运行数据, 采用 GAMS 软件进行建模, 模型包含

170 个约束条件和 98 个变量，使用 CONOPT/CPLEX 求解，平均求解时长 285ms。

3.1 模型参数设置

3.1.1 成本函数

根据仿真结果，得到机组煤耗率与机组的电负荷关系，进而得到机组的成本函数。以热负荷 160MW 为例，煤价取 900 元/t，热发电机组的成本函数为 $C_t(P_t) = 590.013 + 1.91P_t + 0.033P_t^2$ 。

3.1.2 机组可行运行域

机组的热电可行域如图 2 所示，其中 G_0 为主蒸汽流量，热负荷为 160MW 时电负荷上下限为 173、297MW。

投标模型所需基本参数如表 1 所示。

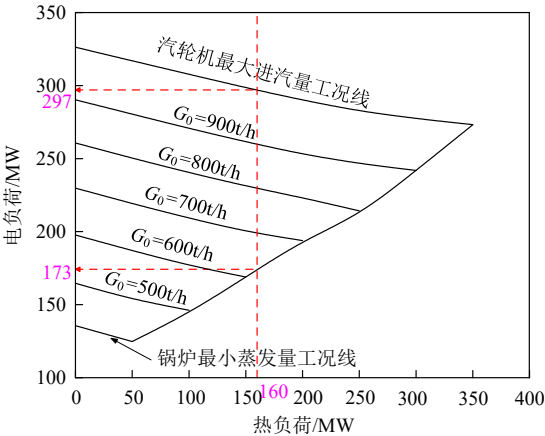


图 2 机组热电可行域

Fig. 2 Thermoelectric feasible domain of CHP

表 1 投标模型基本参数			
Table 1 Basic parameters of the bidding model			
输入参数	符号	单位	数值
出力上限	$P_{\max}$	MW	297
出力下限	$P_{\min}$	MW	173
爬坡速率限制	$R^{\text{up}}, R^{\text{down}}$	MW/h	90
成本函数常数项	a	元	590.013
成本函数一次项	b	元/MW	1.91
成本函数二次项	c	元/MW ²	0.033

3.2 投标模型求解与分析

3.2.1 鲁棒性投标模型结果

市场预测价格如图 3 所示，在式(4)–(6)的约束下，确定性模型目标函数(2)的最大值为 790272 元。此时这一利润并未考虑市场价格波动对实际结果的影响。具体来说， $\hat{\alpha}(769272)$ 为 0 表示鲁棒性模型无法承受任何市场价格的不确定性，即当发生小幅度价格偏差时，利润将无法保障。与此同时， $\hat{\beta}(769272)$ 为 0 表示当前的机组出力已经达到利润上限，市场价格的不确定性无法进一步提升其潜在利润。因此，尽管确定性模型能够提供理论最大利

润，但其缺乏对市场价格波动的适应能力，难以在不确定性条件下提供稳健或超额利润。

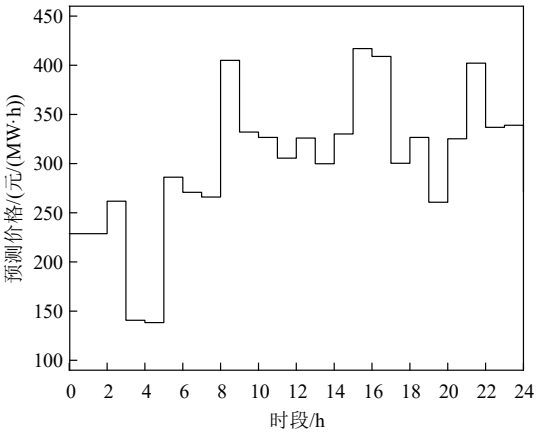


图 3 价格预测阶梯曲线

Fig. 3 Stepwise price prediction curve

鲁棒性函数 $\hat{\alpha}(P, F_k)$ 随预期利润的变化如图 4 所示，随着预期利润的减小，鲁棒性函数逐渐增大。这一趋势表明，在决策者降低预期利润目标时，对于不确定性的容忍度逐步增加，即选择了更为保守和稳健的策略。如图 4 中虚线交点为例，预期利润为 769272 元，此时预期利润水平处于确定性投标模型最大利润(790272 元)以下，鲁棒性函数 $\hat{\alpha}(769272) = 0.4639$ ，这就意味着如果实际市场出清价格的加权平方误差在 0.4639 内，鲁棒性投标模型可以确保利润不低于 769272 元。图 5 比较了不同的 F_k 下，采用鲁棒性投标模型的机组出力与不采用鲁棒性模型下的利润曲线对比。结果表明，鲁棒性投标模型在不同预期利润水平下均能获得更高利润，验证了其在应对市场价格不确定性时的优越性。

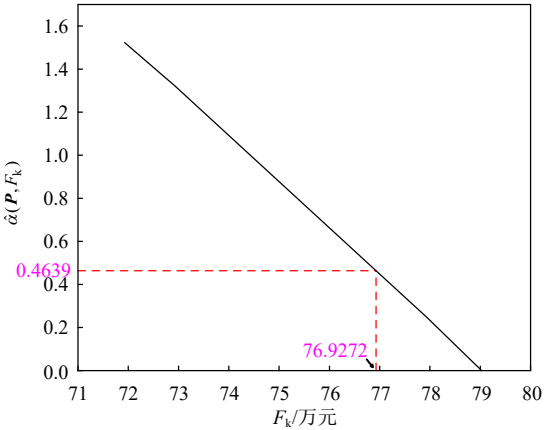
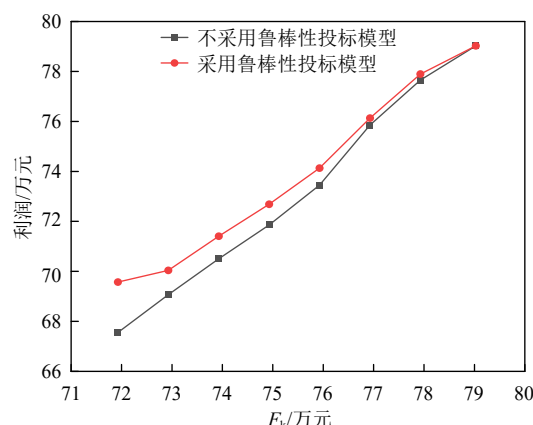


图 4 鲁棒性函数与预期利润的关系

Fig. 4 Relationship between the $\hat{\alpha}(P, F_k)$ and expected profit

图5 采用鲁棒性投标模型下的 $F-F_k$ 对比Fig. 5 Comparison of $F-F_k$ under the robust bidding model

3.2.2 机会性投标模型结果

为了在面对较高市场价格时获得更大利润, 热电机组可以采用风险寻求型决策。图6给出了机会性函数 $\hat{\beta}(P, F_w)$ 与预期利润 F_w 之间的关系。从图6中可以看出, 随着预期利润的增加, 机会性函数 $\hat{\beta}(P, F_w)$ 呈现出近似线性增长趋势。这表明, 在市场条件有利的情况下, 预期利润越高, 电价的不确定度越大, 风险寻求型决策带来风险越高。图7给

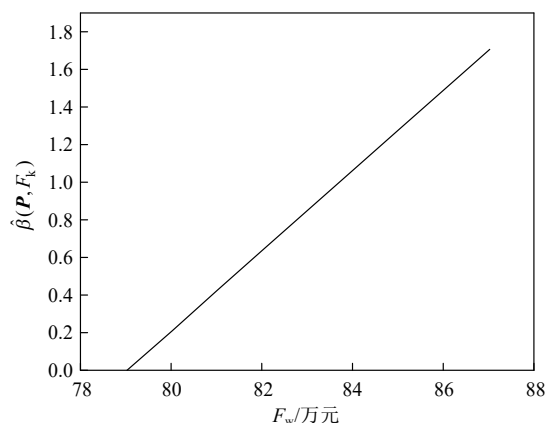
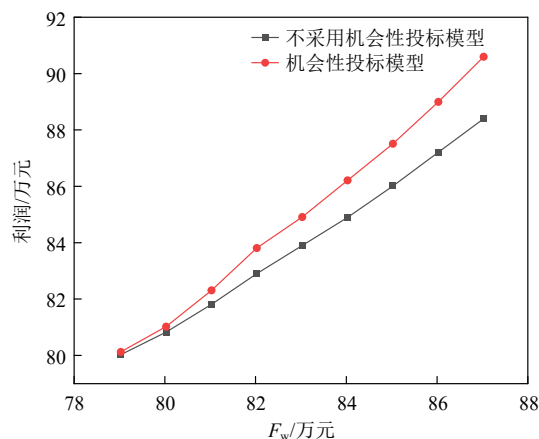


图6 机会性函数与预期利润的变化关系

Fig. 6 Relationship between the $\hat{\beta}(P, F_w)$ and expected profit图7 采用机会性投标模型下的 $F-F_w$ 对比Fig. 7 Comparison of $F-F_w$ under the opportunistic bidding model

出了不同的 F_w 下采用机会性投标模型得到的机组出力与不采用机会性投标模型下利润曲线对比, 可以看到采用机会性投标模型的利润始终高于不采用该模型的情况, 且两者利润差距随 F_w 增大而扩大。此结果验证了风险寻求策略在高市场价格下的优越性。

3.3 报价曲线生成

3.3.1 投标策略分析与选择

图8、9分别展示了不同策略得到的出清电价和机组出力结果。在此算例中, 机组在风险规避型策略下设定预期利润为759272元; 在风险寻求I型(对应较低不确定度)策略下预期利润为840272元; 在风险寻求II型(对应较高不确定度)策略下预期利润为870272元。

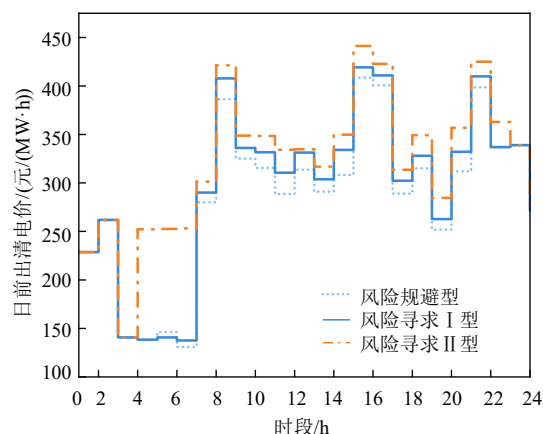


图8 不同策略下的日前出清电价

Fig. 8 Day-ahead clearing electricity prices under different strategies

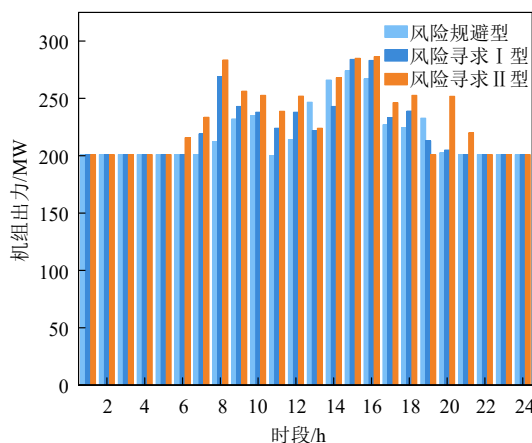


图9 不同策略下的机组出力

Fig. 9 CHP output under different strategies

从图8中可以看出, 不同风险偏好的投标策略对出清电价的影响存在显著差异。风险规避型策略通过设定保守的预期利润, 使得机组在大部分时段采取更低的报价(如3—7时段), 以降低因市场波动导致的投标风险。风险寻求I型策略适度上调电价, 以期捕捉市场机遇获得收益, 而风险寻求II型

策略则进一步提高出清电价(如 4—22 时段), 主动承担更高的不确定性, 因此出清电价显著高于其他策略。

图 9 给出了不同策略下机组出力结果, 从图中可以看出随着预期利润的增加, 机组出力在大多数时段内也有所增加, 尤其在高峰时段, 机组出力的增幅更为显著, 说明在较高预期利润下, 热电机组不仅提高了电价, 同时也增加了机组出力, 从而实现利润的最大化。相反, 在电价较低的时段(如 1—4、22—24 时段), 机组则维持较低负荷, 以保持稳定运行。

在投标策略选择过程中, 首先采用 2.2.2 节所提市场波动衡量方法, 结合历史机组报价数据计算不同市场下的电价离散系数(λ_{cv})部分展示如表 2 所示。

表 2 市场波动水平下的 λ_{cv} 计算 Table 2 Calculation of λ_{cv} at the level of market volatility		
电价均值/ (元/(MW·h))	电价标准差/ (元/(MW·h))	离散系数/%
298.52	14.15	4.74
335.38	35.78	10.67
330.11	85.25	25.82
331.77	104.15	31.39

在此基础上, 进一步计算风险规避策略和风险寻求策略在各 λ_{cv} 水平下的 F_{SR} , 以量化利润-风险权衡关系, 如图 10 所示。由图 10 中可以看出, 离散系数为 27.41% 是投标策略最优切换点, 当市场波动较低($\lambda_{cv} < 27.41\%$)时, 应选择具有更高夏普比率的风险寻求策略; 而当 λ_{cv} 超过 27.41% 后, 应选择表现更佳的风险规避策略。

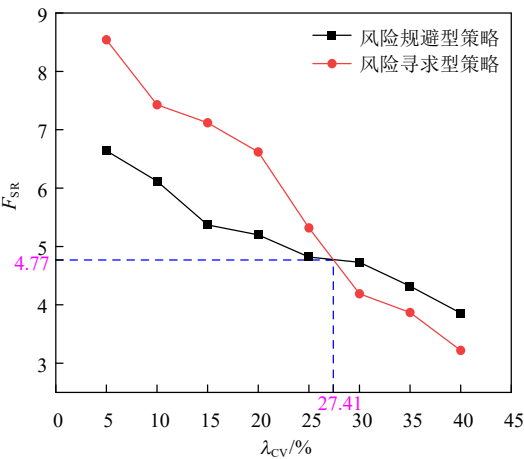


图 10 不同策略下 λ_{cv} - F_{SR} 关系曲线
Fig. 10 λ_{cv} - F_{SR} relationship curves under different strategies

3.3.2 报价曲线对比评估

为衡量市场波动性, 首先计算了该机组的市场电价均值和标准差, 进而得出了电价离散系数(λ_{cv})。计算结果显示, λ_{cv} 为 15.64%。因此, 结合对图 10 的分析, 在本节的报价曲线生成过程中, 选择风险寻求型策略。

根据 2.2 节报价曲线生成规则, 图 11 给出了基于 IGDT 以及边际成本^[42-43]两种方法得到的报价曲线对比情况, 从图中可以看出在低负荷区间(如 173~205MW), 虽然生产成本决定了报价的下限, 但市场的供需关系可能使得以边际成本为基础的报价缺乏竞争力, 为获得出清机会, IGDT 会根据对 market 价格的预测调整报价, 弥补了边际成本方法的缺陷; 在高负荷区间(如 273~297MW), IGDT 报价普遍高于边际成本, 这表明 IGDT 方法引入了对不确定性的考虑, 适当提高电价, 使得在可能的价格波动情况下, 热电机组能够获取更高利润。

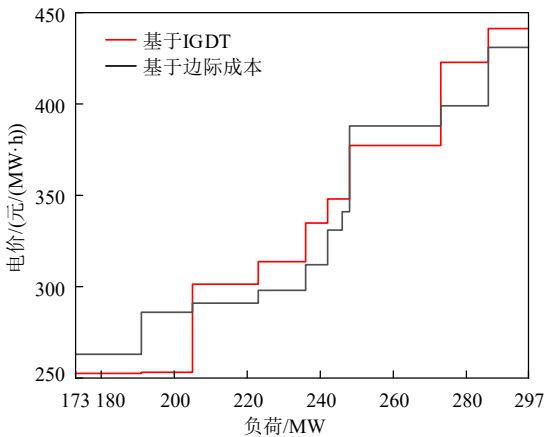


图 11 IGDT 与边际成本理论报价对比
Fig. 11 Comparison of bidding strategies: IGDT versus marginal cost theory

为进一步细化分析, 本文计算了总体利润并利用风险因子评估两种方法。表 3 给出了两种方法对多日决策优化结果的对比情况, 从表 3 中可以看出, 风险规避型策略的报价更倾向于安全范围, 而风险寻求型策略的报价更具进攻性, 风险寻求型策略能够在市场价格波动较小时寻求更高利润, 而在高 λ_{cv} 时, 风险规避型策略提供了更稳定的收益。相比边际成本方法, 基于 IGDT 的方法能够显著提高热电机组的总体利润, 例如, 在 2024 年 3 月 23 日的算例中, λ_{cv} 为 23.45%, 选取风险寻求型策略的总体利润为 82.23 万元, 而边际成本方法的利润仅为 59.13 万元, 利润提升幅度达 39.07%。

表 3 IGDT 与边际成本方法对比
Table 3 IGDT versus marginal cost method

日期	离散系数%	基于边际成本			基于 IGDT			
		利润风险因子/ 万元	出力风险因子/ MW	总体利润/ 万元	策略类型	利润风险因子/ 万元	出力风险因子/ MW	总体利润/ 万元
2024.1.23	28.51	1.43	48.10	62.23	风险规避型	1.66	42.22	70.41
2024.1.24	32.71	1.24	45.32	58.32	风险规避型	1.28	40.52	63.22
2024.2.23	16.67	1.34	37.45	63.16	风险寻求型	2.34	49.26	78.53
2024.2.24	20.34	1.25	32.42	62.58	风险寻求型	2.21	51.64	85.63
2024.3.23	23.45	1.39	36.47	59.13	风险寻求型	2.31	51.14	82.23

3.4 风险评估

在热电联产机组参与现货市场投标过程中，应用风险因子对不同投标模型进行风险评估。图 12 给出了利润、出力风险因子(σ_F 、 σ_P)与不确定度之间的关系。从图中可以看出，随着不确定度的增加，采取风险寻求型决策的 σ_F 和 σ_P 显著增加，而采取风险规避型决策的 σ_F 和 σ_P 则相对保持稳定，甚至有所下降。这表明，寻求型决策在面对不确定性时，虽然可能带来更高的潜在利润，但也伴随着更大的波动性和风险。相反，规避型决策表现出较强的稳定性和抗风险能力。

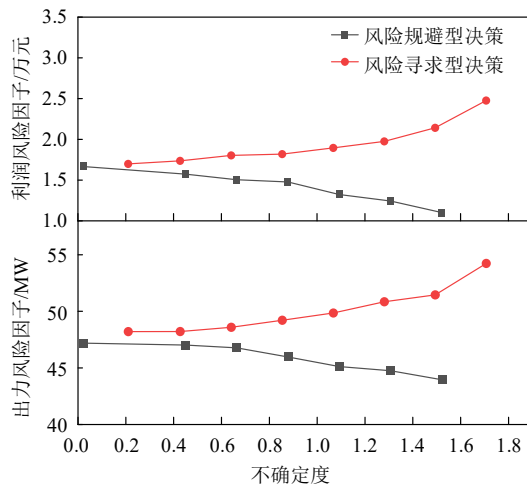


图 12 风险因子评估

Fig. 12 Risk factor evaluation

因此，不同投标策略在不确定性条件下的风险特性存在显著差异，而市场本身的波动性同样会影响投标策略的风险水平。为进一步探讨市场波动对投标风险的影响，图 13 展示了 σ_F 和 σ_P 随市场波动水平(λ_{CV})的变化关系。可以看出，随着 λ_{CV} 的增加，两个风险因子整体呈现先升后降的趋势。在市场波动较低(λ_{CV} 小于 27.41%)时，市场环境较为稳定，投标策略风险较低。图中蓝色虚线对应的 λ_{CV} 为 27.41%，是策略转换的关键节点，此时利润风险因子和出力风险因子分别达到 2.18 万元和 49.82MW，市场风险达到高位。此后，由于市场波动水平进一步升高，投标者倾向于采取更保守的策略，风险因子下降，

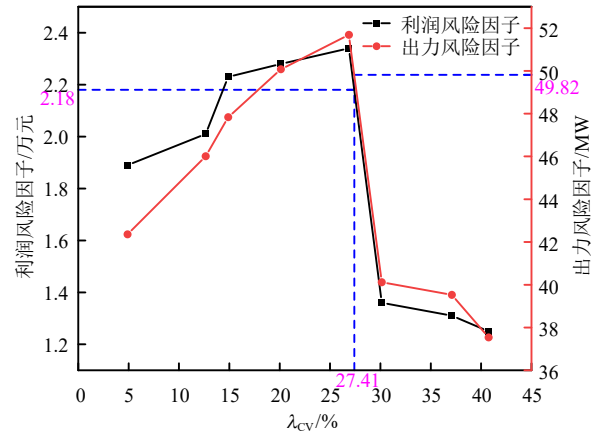


图 13 λ_{CV} 与风险因子关系曲线

Fig. 13 Relationship curves between λ_{CV} and risk factors

表明了高波动环境下风险规避策略的有效性。

3.5 方法对比与工况分析

3.5.1 鲁棒优化方法对比分析

本节将 IGDT 与鲁棒优化(robust optimization, RO)方法进行对比^[44]，以探讨不同的不确定性处理方法对投标优化的影响。

鲁棒优化方法将不确定性描述为一个有界的封闭集合，通过构建不确定性集来考虑电价波动场景下的优化方法。本节分别采用 IGDT 方法和鲁棒优化方法进行投标决策，在不同置信水平下计算鲁棒优化方法所能获得机组利润，以及不同不确定度下 IGDT 的表现，结果如表 4 所示。从表中可以看出，鲁棒优化方法随着置信水平的提高，机组利润呈现下降趋势。这是因为鲁棒优化方法在较高置信水平下对市场不确定性具有更强的适应能力，但同时限制了潜在利润，导致利润减少。

相比之下，IGDT 方法在风险规避型策略中，同样表现保守，但其获得的利润普遍高于鲁棒优化方法，仅在不确定度为 0.8 时略低于 90%置信水平下的鲁棒优化方法。而在风险寻求型策略中，随着不确定度的增加，机组利润从 78.85 万元提高至 82.14 万元，可以看出风险寻求型策略在市场环境有利时能够获得更高的利润水平。

以置信水平 90%、不确定度 0.4 为例，如表 4

中加粗数据所示, IGDT 的灵活调节的能力在风险规避时比鲁棒优化可额外获取 6.11% 的利润; 在市场有利时风险寻求型可额外获取 10.71% 的利润。因此, 相较于鲁棒优化, IGDT 在处理市场不确定性时具有更强的灵活性和适应性。鲁棒优化通常依赖预设的不确定性集, 并在最坏情况下优化决策, 虽然能有效降低风险, 但往往导致策略过于保守, 使机组在市场波动较小时错失更优利润。而 IGDT 允许决策者在风险规避与风险寻求之间进行调节, 实现更优的利润-风险平衡。

表 4 鲁棒优化与 IGDT 方法的机组利润对比 Table 4 Comparison of unit profits between robust optimization and IGDT methods			
方法	置信水平/%	不确定度	机组利润/万元
鲁棒优化	90	—	72.13
	95	—	68.76
	99	—	65.27
IGDT (风险规避型)	—	0.4	76.53
	—	0.6	73.45
	—	0.8	70.46
IGDT (风险寻求型)	—	0.4	78.85
	—	0.6	81.62
	—	0.8	82.14

3.5.2 不同热负荷工况仿真分析

为研究热电联产机组在不同热负荷工况下的运行特性, 本文利用 EBSILON 进一步模拟。通过调整热负荷水平分析机组在市场化环境中的调节能力及其对报价曲线的影响。

附录 B 展示了不同热负荷(50、100、220MW)下利用 IGDT 生成的优化结果。图 B1 和图 B2 分别展示了不同热负荷下的电价和机组出力结果, 从中可以看出低热负荷条件下, 机组具备较高的调节灵活性, 能够在较大范围内调整出力以适应市场需求, 因此电价波动幅度相对较小。然而, 随着热负荷的增加, 机组的可调范围逐渐缩小, 导致出力调节能力受限, 市场供需关系的变化更容易引发报价调整, 从而加剧电价波动。在高热负荷工况下, 机组出力接近物理约束极限, 进一步削弱了市场适应能力, 使得电价对市场不确定性的敏感度显著增强。

结合表 5 中不同热负荷水平下的风险因子和电价标准差数据, 可以进一步说明上述趋势。结果显示, 高热负荷水平下, 机组出力区间缩小, 虽然出力风险因子降低, 但灵活性显著下降。这表明, 随着热负荷的升高, 热电联产机组的投标策略需更加注重风险评估与利润平衡, 以应对运行刚性对市场适应能力的挑战。

表 5 不同热负荷下风险因子对比 Table 5 Comparison of risk factors under different heat loads			
热负荷/ MW	电价标准差/ (元/(MW·h))	利润风险因子/ 万元	出力风险因子/ MW
50	72.98	1.73	29.34
100	80.43	1.87	49.29
220	83.05	1.85	40.10

图 B3 为不同热负荷下报价曲线, 反映了 IGDT 方法指导下的投标策略优化结果。从图 B3 中可以看出, 在低热负荷水平下, 机组可以通过灵活调整出力优化报价策略, 以提高投标成功率并获取更高利润。而随着热负荷的增加, 出力调节能力下降, 机组报价曲线逐渐趋于稳定, 表现为更低报价以确保机组出清。这说明, 在高热负荷条件下, 投标策略需要更倾向于稳健投标, 以减少市场波动对机组运行经济性的冲击。

4 结论

本文提出了一种基于 IGDT 的热电联产机组日前电力市场投标策略模型, 研究通过量化市场不确定性影响, 为热电机组提供投标决策参考。通过算例分析得到以下结论:

1) 与现有方法相比, 本文提出的基于 IGDT 的不确定性建模方法, 将电价波动直接引入热电联产机组投标决策中, 有效克服了传统确定性模型无法处理波动风险的缺陷, 实现了不同风险偏好下的投标策略选择, 增强了机组应对复杂市场环境的稳健性和灵活性。

2) 根据 λ_{CV} - F_{SR} 关系, 离散系数 λ_{CV} 为 27.41% 是投标策略最优切换点, 热电机组应根据市场波动水平灵活调整投标策略, 确保在不同市场环境中获得最佳利润与稳定性。

3) 以本文所提方法为基础, 通过与边际成本方法和鲁棒优化方法的对比分析表明, 该策略在不同市场环境下均展现出更优的收益保障能力和风险适应性, 为热电机组在复杂电力市场中制定投标策略提供了可靠参考。

4) 热电联产机组热负荷水平的变化显著影响热电联产机组的灵活性, 从而导致电价、电量及投标曲线在不同工况下呈现出由灵活向稳健保守的变化趋势。

本文暂未考虑更复杂的因素对市场的影响, 未来研究可结合更复杂的市场波动建模、动态热负荷影响分析以及多时间尺度优化, 以进一步提升模型的适用性和实际决策效果。

附录见本刊网络版(<http://www.dwjs.com.cn/CN/1000-3673/current.shtml>)。

参考文献

- [1] 国务院. 国务院关于印发电力体制改革方案的通知[EB/OL]. [2025-01-13]. https://www.gov.cn/zhengce/content/2017-09/13/content_5223177.htm.
- [2] 宋永华, 包铭磊, 丁一, 等. 新电改下我国电力现货市场建设关键要点综述及相关建议[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(10): 3172-3187.
SONG Yonghua, BAO Minglei, DING Yi, et al. Review of Chinese electricity spot market key issues and its suggestions under the new round of Chinese power system reform[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(10): 3172-3186(in Chinese).
- [3] 成龙, 李国庆, 陈宇航, 等. 分层协同的交直流混合配电网优化运行[J]. 电网技术, 2025, 49(3): 1197-1206.
CHENG Long, LI Guoqing, CHEN Yuhang, et al. Hierarchically-coordinated optimal operation for hybrid AC/DC distribution networks[J]. Power System Technology, 2025, 49(3): 1197-1206(in Chinese).
- [4] 宫婷, 车建峰, 王勃, 等. 考虑误差概率分布及波动特性的短期风电功率预测修正方法[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 379-389.
GONG Ting, CHE Jianfeng, WANG Bo, et al. Short-term wind power prediction correction method considering error probability distribution and fluctuation characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 379-389(in Chinese).
- [5] LI Chaoshun, TANG Geng, XUE Xiaoming, et al. Short-term wind speed interval prediction based on ensemble GRU model[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(3): 1370-1380.
- [6] NICKELSEN D, MÜLLER G. Bayesian hierarchical probabilistic forecasting of intraday electricity prices[J]. Applied Energy, 2025, 380: 124975.
- [7] MARX N, BLAKCORI R, FORSTER T, et al. Risk assessment in district heating: evaluating the economic risks of inter-regional heat transfer networks with regards to uncertainties of energy prices and waste heat availability using Monte Carlo simulations[J]. Smart Energy, 2023, 12: 100119.
- [8] TANG Wenbin, JIAO Xiaohong, ZHANG Yahui. Hierarchical energy management control for connected hybrid electric vehicles in uncertain traffic scenarios[J]. Energy, 2025, 315: 134291.
- [9] 田亮, 谢云磊, 周桂平, 等. 基于两阶段随机规划的热电机组深调峰辅助服务竞价策略[J]. 电网技术, 2019, 43(8): 2789-2798.
TIAN Liang, XIE Yunlei, ZHOU Guiping, et al. Deep peak regulation ancillary service bidding strategy for CHP units based on two-stage stochastic programming[J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2789-2798(in Chinese).
- [10] WANG Cheng, LIU Feng, WANG Jianhui, et al. Robust risk-constrained unit commitment with large-scale wind generation: an adjustable uncertainty set approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 723-733.
- [11] TANG Chenghui, XU Jian, SUN Yuanzhang, et al. Look-ahead economic dispatch with adjustable confidence interval based on a truncated versatile distribution model for wind power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2): 1755-1767.
- [12] JIN L, HUANG G H, FAN Y R, et al. A pseudo-optimal inexact stochastic interval T2 fuzzy sets approach for energy and environmental systems planning under uncertainty: a case study for Xiamen city of China[J]. Applied Energy, 2015, 138: 71-90.
- [13] 易宇琴, 许加柱, 张伟明, 等. 考虑两阶段鲁棒优化配置的多微网合作博弈[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(22): 149-156.
YI Yuqin, XU Jiazhu, ZHANG Weiming, et al. Multi-microgrid cooperative game considering two-stage robust optimal configuration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(22): 149-156(in Chinese).
- [14] BEN-HAIM Y. Information-gap decision theory: decisions under severe uncertainty[M]. London: Academic, 2001.
- [15] 秦绍基, 林靖淳, 张勇军, 等. 基于熵权自适应信息间隙决策的园区综合能源系统规划[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4190-4200.
QIN Shaoji, LIN Jingchun, ZHANG Yongjun, et al. Comprehensive energy system planning of park based on entropy weight adaptive information gap decision[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4190-4200(in Chinese).
- [16] 江岳文, 赵婉婷. 基于 IGDT 的地区型电热气市场分层迭代交易研究[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 956-973.
JIANG Yuewen, ZHAO Wanting. Stratified iterative trading of local multi-energy market based on IGDT[J]. Power System Technology, 2022, 46(3): 956-972(in Chinese).
- [17] NOJAVAN S, SABERI K, ZARE K. Risk-based performance of combined cooling, heating and power (CCHP) integrated with renewable energies using information gap decision theory[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 159: 113875.
- [18] HOU Rui, DENG Guangzhi, WU Minrong, et al. Optimum exploitation of an integrated energy system considering renewable sources and power-heat system and energy storage[J]. Energy, 2023, 282: 128382.
- [19] JORDEHI A R, JAVADI M S, SHAFIE-KHAH M, et al. Information gap decision theory (IGDT)-based robust scheduling of combined cooling, heat and power energy hubs[J]. Energy, 2021, 231: 120918.
- [20] MIRZAEI M A, SADEGHI-YAZDANKHAH A, MOHAMMADI-IVATLOO B, et al. Integration of emerging resources in IGDT-based robust scheduling of combined power and natural gas systems considering flexible ramping products[J]. Energy, 2019, 189: 116195.
- [21] SHAFIEKHANI M, AHMADI A, HOMAEI O, et al. Optimal bidding strategy of a renewable-based virtual power plant including wind and solar units and dispatchable loads[J]. Energy, 2022, 239: 122379.
- [22] SHI Yan, ZHAO Qinggang, JIAO Ling. Optimum exploitation of multiple energy system using IGDT approach and risk aversion strategy and considering compressed air storage with solar energy[J]. Energy, 2024, 291: 130369.
- [23] VAHID-GHAVIDEL M, SHAFIE-KHAH M, JAVADI M S, et al. Hybrid IGDT-stochastic self-scheduling of a distributed energy resources aggregator in a multi-energy system[J]. Energy, 2023, 265: 126289.
- [24] 章艳, 吕泉, 张娜, 等. 计及灵活性提升的热电厂日前市场竞价策略[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(6): 140-147.
ZHANG Yan, LYU Quan, ZHANG Na, et al. Bidding strategy of day-ahead market for combined heat and power plant considering flexibility improvement[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(6): 140-147(in Chinese).
- [25] 许越, 李强, 崔晖. 基于 MIC-EEMD-改进 Informer 的含高比例清洁能源与储能的电力市场短期电价多步预测[J]. 电网技术, 2024, 48(3): 949-957.
XU Yue, LI Qiang, CUI Hui. Short-term multi-step price prediction for the electricity market with a high proportion of clean energy and energy storage based on MIC-EEMD-improved informer[J]. Power System Technology, 2024, 48(3): 949-957(in Chinese).
- [26] 赵雅雪, 王旭, 蒋传文, 等. 基于最大信息系数相关性分析和改进多层级门控 LSTM 的短期电价预测方法[J]. 中国电机工程学报,

- 2021, 41(1): 135-146.
- ZHAO Yaxue, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. A novel short-term electricity price forecasting method based on correlation analysis with the maximal information coefficient and modified multi-hierarchy gated LSTM[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 135-146(in Chinese).
- [27] 周明, 聂艳丽, 李庚银, 等. 基于小波分析的短期电价 ARIMA 预测方法[J]. 电网技术, 2005, 29(9): 50-55.
- ZHOU Ming, NIE Yanli, LI Gengyin, et al. Wavelet analysis based ARIMA hourly electricity prices forecasting approach[J]. Power System Technology, 2005, 29(9): 50-55(in Chinese).
- [28] 艾雨, 贾燕冰, 韩肖清. 基于相似日筛选与组合深度学习模型的日前电价预测方法[J]. 电网技术, 2025, 49(1): 242-251.
- AI Yu, JIA Yanbing, HAN Xiaoping. Day-ahead electricity price prediction method based on similar day screening and combined deep learning model[J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 242-251(in Chinese).
- [29] CHEN Zhengganze, ZHANG Bin, DU Chenglong, et al. Outlier-adaptive-based non-crossing quantiles method for day-ahead electricity price forecasting[J]. Applied Energy, 2025, 382: 125328.
- [30] GUO Kun, LIU Yu, CAO Shanwei, et al. Can climate factors improve the forecasting of electricity price volatility? Evidence from Australia[J]. Energy, 2025, 315: 134332.
- [31] ZHOU Siyu, ZHOU Lin, MAO Mingxuan, et al. An optimized heterogeneous structure LSTM network for electricity price forecasting[J]. IEEE Access, 2019, 7: 108161-108173.
- [32] 高彦洁, 张斯文, 景雪晖, 等. 燃煤机组灵活性改造成本及效益分析[J]. 锅炉技术, 2024, 55(5): 65-71.
- GAO Yanjie, ZHANG Siwen, JING Xuehui, et al. Cost and benefit analysis of flexibility transformation of coal-fired units[J]. Boiler Technology, 2024, 55(5): 65-71(in Chinese).
- [33] 喻心, 王德林, 孙超, 等. 不同调峰深度下火电机组的环境经济调度优化[J]. 太阳能学报, 2023, 44(6): 152-160.
- YU Xin, WANG Delin, SUN Chao, et al. Environmental economic dispatch optimization of thermal power units at different peak-load regulation depths[J]. Acta Energetica Sinica, 2023, 44(6): 152-160(in Chinese).
- [34] NOJAVAN S, ZARE K. Risk-based optimal bidding strategy of generation company in day-ahead electricity market using information gap decision theory[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 48: 83-92.
- [35] SHARPE W F. The sharpe ratio[J]. The Journal of Portfolio Management, 1994, 21(1): 49-58.
- [36] 张岳. 电力期货对中国可再生能源收益和风险动态影响研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2019.
- [37] 王伟韬, 王旭, 蒋传文, 等. 考虑夏普比率的虚拟电厂日前投标策略[J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1512-1522.
- WANG Weitao, WANG Xu, JIANG Chuanwen, et al. Day ahead bidding strategy for virtual power plants considering Sharpe ratio[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1512-1522(in Chinese).
- [38] 尚金城, 黄永皓, 夏清, 等. 电力市场理论研究与应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.
- [39] CHEBBI A, HEDHLI A. Revisiting the accuracy of standard VaR methods for risk assessment: using the copula-EVT multidimensional approach for stock markets in the MENA region[J]. The Quarterly Review of Economics and Finance, 2022, 84: 430-445.
- [40] SANTOS B L M, BARROS L S, MOREIRA F A, et al. Hosting capacity maximization of distributed energy resources through simultaneous optimized volt-var curve and network reconfiguration [J]. Electric Power Systems Research, 2024, 234: 110743.
- [41] MARKOWITZ H. Portfolio selection[J]. The Journal of Finance, 1952, 7(1): 77-91.
- [42] 梁志飞, 陈玮, 张志翔, 等. 南方区域电力现货市场建设模式及路径探讨[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(24): 16-21, 66.
- LIANG Zhifei, CHEN Wei, ZHANG Zhixiang, et al. Discussion on pattern and path of electricity spot market design in southern region of China[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 16-21, 66(in Chinese).
- [43] 袁家海, 艾昱, 曾昱榕, 等. 中国燃煤发电成本和上网电价政策研究[J]. 煤炭经济研究, 2018, 38(11): 43-48.
- YUAN Jiahai, AI Yu, ZENG Yurong, et al. Research on China's coal-fired power generation cost and on-grid tariff policy[J]. Coal Economic Research, 2018, 38(11): 43-48(in Chinese).
- [44] 杜刚, 赵冬梅, 刘鑫. 计及风电不确定性优化调度研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2608-2626.
- DU Gang, ZHAO Dongmei, LIU Xin. Research review on optimal scheduling considering wind power uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2608-2626(in Chinese).



王骁

在线出版日期: 2025-07-30。

收稿日期: 2025-01-15。

作者简介:

王骁(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场投标策略分析, E-mail: wx2000@seu.edu.cn;

周建新(1980), 男, 通信作者, 副教授, 研究方向为大型发电机组性能监测、故障诊断、运行优化、仿真建模与智慧电站, E-mail: zjx@seu.edu.cn;

刘培栋(1990), 男, 硕士, 高级工程师, 长期从事大型燃煤发电机组汽轮机及供热领域新技术研发和应用工作, E-mail: liupeidong6@crpower.com.cn。

(责任编辑 王金芝)

附录 A

A.1 鲁棒性投标模型

鲁棒性投标模型推导如下：

将正文中式(7)代入式(2)得到：

$$\min_e F = P \cdot (\lambda + e) - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) \quad (A1)$$

$$\text{s.t.} \quad eW^{-1}e' \leq \alpha^2 \quad (A2)$$

将式(A1)与(A2)改写为

$$\min_e F = P \cdot \lambda - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) + \min_e \{P \cdot e : eW^{-1}e' \leq \alpha^2\} \quad (A3)$$

由于目标函数和不等式约束函数都是凸函数，式(A3)对应的拉格朗日问题一阶最优性条件表示为

$$\nabla_{e,\mu} \{P \cdot e + \mu(\alpha^2 - eW^{-1}e')\} = 0 \quad (A4)$$

式中： μ 为拉格朗日乘子。对式(A4)进行推导可以得到：

$$e = \pm \alpha \frac{PW}{\sqrt{PWP'}} \quad (A5)$$

因此，在采取风险规避策略时，式(A5)的符号取“-”，式(A2)变为

$$\min F = P \cdot \lambda - \alpha \sqrt{PWP'} - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) \quad (A6)$$

因此，以 F_k 替换 F ，由式(A6)可得 $\alpha(P, F_k)$ ：

$$\alpha(P, F_k) = \frac{P \cdot \lambda - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) - F_k}{\sqrt{PWP'}} \quad (A7)$$

式中： F_k 为发电机组的预期利润。

鲁棒性投标模型是在给定的利润下不确定性的最大水平，通过取 $\alpha(P, F_k)$ 的最大值可以得到，如式(A8)所示。

$$\hat{\alpha}(P, F_k) = \max_{P,U} \alpha(P, F_k) = \max \frac{P \cdot \lambda - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) - F_k}{\sqrt{PWP'}} \quad (A8)$$

A.2 机会性投标模型

当机组采取冒险策略的时候可以选择机会决策，因此机会性函数取 α 的最小值如式(A9)所示，即能够获取的利润的最大值。

$$\hat{\beta}(P, F_w) = \min_{P,U} \alpha(P, F_w) \quad (A9)$$

式中： F_w 为发电机组在采取风险寻求决策时期望得到的高利润； $\hat{\beta}(P, F_w)$ 为机会性函数。

类似于鲁棒性函数的推导，在式(A5)中符号取“+”，机会性函数推导如下所示：

$$\max F(P, F_w) = P \cdot \lambda + \alpha \sqrt{PWP'} - \sum_{t=1}^T C_t(P_t) \quad (A10)$$

利用式(A10)，机会性投标模型如下所示：

$$\hat{\beta}(P, F_w) = \min_{P,U} \alpha(P, F_w) = \min \frac{F_w - P \cdot \lambda + \sum_{t=1}^T C_t(P_t)}{\sqrt{PWP'}} \quad (A11)$$

附录 B

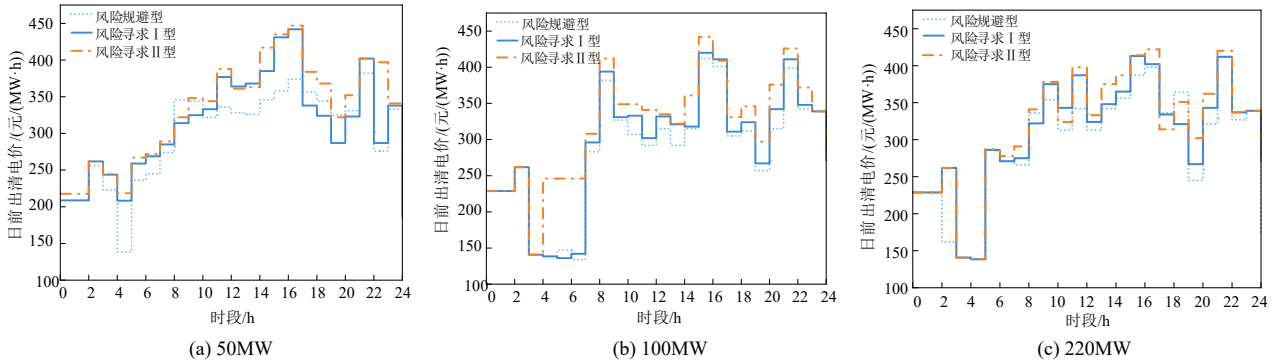


图 B1 不同热负荷下日前出清电价对比

Fig. B1 Comparison of day-ahead clearing electricity prices under different heat loads

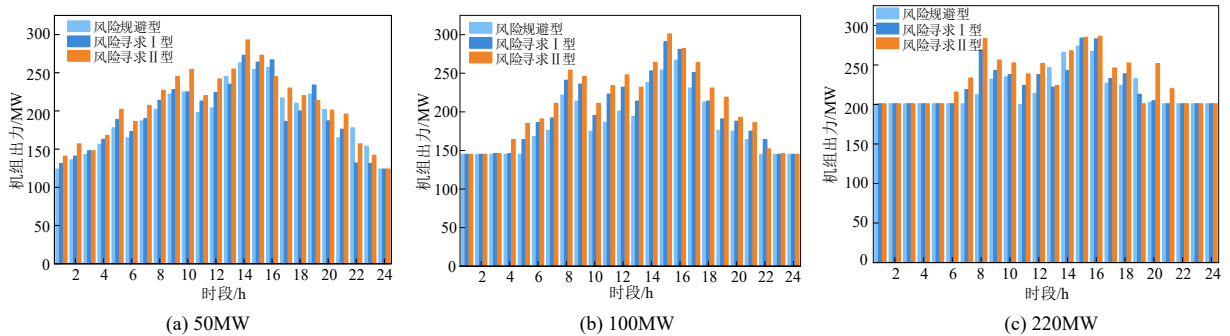


图 B2 不同热负荷下机组出力对比

Fig. B2 Comparison of CHP output under different heat loads

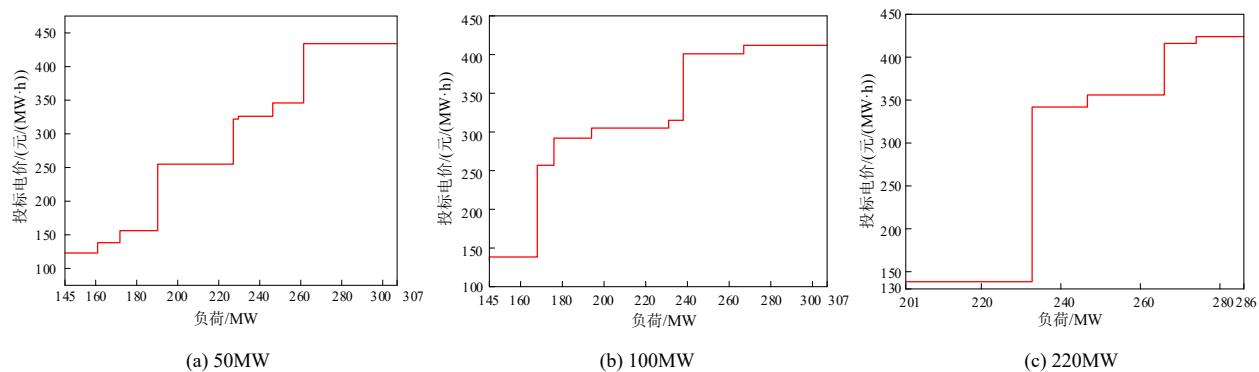


图 B3 不同热负荷下报价曲线
Fig. B3 Bidding curves under different heat loads