

基于多场景下的考虑 CVaR 和碳交易成本的虚拟电厂优化调度策略

刘程子^{1*}, 过祈睿¹, 葛辉¹, 杨艳¹, 刘泽远¹, 龚蕾²

¹南京邮电大学自动化学院/人工智能学院 江苏南京

²国网常州供电公司设备监控班 江苏常州

【摘要】本文研究了在多市场环境下, 结合条件风险价值 (CVaR) 和碳成本的虚拟电厂 (VPP) 优化调度策略。虚拟电厂由分布式燃气轮机、储能设备、风力发电、光伏发电及非柔性负荷组成, 研究的核心目标是在基于多场景下 VPP 通过参与电力期货市场、日前市场、实时市场以及碳市场交易, 分析最大化收益下的 VPP 内部优化调度结果。在实际操作中, 当前日市场的风电和光伏发电无法满足非柔性负荷需求时, VPP 优先满足期货市场的负荷需求, 并通过与实时市场的博弈, 决定是购电还是启动燃气轮机发电, 以平衡供需。本文详细分析了多种风电、光伏出力及负荷场景下的优化调度结果, 旨在为决策者在极端天气条件下提供科学的决策支持。同时为了应对风电和光伏出力的波动带来的不确定性, 本文采用蒙特卡罗模拟结合 CVaR 方法, 对出力波动的不确定性进行量化, 并将其视为相关成本加以考虑。通过分析不同偏差容忍度下的调度优化结果, 研究表明, 合理设置偏差容忍度不仅能够多市场环境中实现较高收益, 还能有效降低运营风险, 从而推动构建更加低碳和高效的能源系统。

【关键词】虚拟电厂; 碳成本; 多市场环境; 不确定性; 条件风险价值; 偏差容忍度; 多场景; 蒙特卡罗模拟

【基金项目】国家自然科学基金面上项目 (52077106)

【收稿日期】2024 年 12 月 23 日 **【出刊日期】**2025 年 1 月 10 日 **【DOI】**10.12208/j.jeea.20250004

Optimized scheduling strategy for virtual power plant considering CVaR and carbon trading costs under multiple scenarios

Chengzi Liu^{1*}, Qirui Guo¹, Hui Ge¹, Yan Yang¹, Zeyuan Liu¹, Lei Gong²

¹College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

²State Grid Changzhou Power Supply Company Equipment Monitoring Team, Changzhou, Jiangsu

【Abstract】 This paper investigates the optimization scheduling strategy of Virtual Power Plant in a multi-market environment, integrating Conditional Value-at-Risk (CVaR) and carbon cost considerations. The VPP comprises distributed gas turbines, energy storage devices, wind power, photovoltaic generation, and non-flexible loads. The core objective of this research is to analyze the internal optimization scheduling results of VPPs that maximize profits through participation in electricity futures markets, day-ahead markets, real-time markets, and carbon markets under a multi-scenario approach. In practical operations, when wind and photovoltaic generation in the day-ahead market cannot meet non-flexible load demands, the VPP prioritizes satisfying load demands in the futures market. Through strategic interactions with the real-time market, the VPP determines whether to purchase electricity or activate gas turbines for power generation to balance supply and demand. This paper presents a detailed analysis of optimization scheduling results under various wind power, photovoltaic output, and load scenarios, aiming to provide scientific decision support for decision-makers under extreme weather conditions. Furthermore, to address

*通讯作者: 刘程子 (1984-) 女, 博士, 副教授。主要研究方向为磁悬浮轴承本体及控制策略、开关功放控制策略, 碳流计算;
作者简介: 过祈睿 (1999-) 男, 硕士研究生, 研究方向为虚拟电厂优化调度, 碳流计算。

the uncertainties caused by fluctuations in wind and photovoltaic outputs, this study employs Monte Carlo simulation combined with the CVaR method to quantify output volatility, which is considered as a relevant cost factor. By analyzing optimization results under different deviation tolerance levels, the research demonstrates that setting reasonable deviation tolerance not only achieves higher returns in multi-market environments but also effectively reduces operational risks, thereby promoting the development of a more low-carbon and efficient energy system.

【Keywords】 Virtual Power Plant; Carbon Cost; Multi-Market Environment; Uncertainty; Conditional Value at Risk (CVaR); Deviation Tolerance; Multi-Scenario; Monte Carlo Simulation

引言

全球环境问题日益严峻, 电力需求持续增长。为应对气候变化并实现“双碳”目标, 各国纷纷将清洁可再生能源纳入电力供应的核心体系。为此, 我国亦将能源发展提上新议程, 习近平在党的二十大报告中强调了能源的清洁、低碳和高效利用的重要性, 并对“双碳”目标下电力系统的发展趋势进行了深入研判。为此, 国家能源局制定了新型电力系统的总体框架和重点任务^[1-3]。然而, 分布式能源 (Distributed Energy Resource, DER) 存在输出不稳定、难以预测及生产不连续等问题。虚拟电厂 (Virtual Power Plant, VPP) 的提出, 为解决这些挑战提供了新的思路。VPP 通过整合分散的分布式能源^[4]和储能设备, 采用智能调度与预测算法, 优化资源配置^[5-7], 实现电力输出的稳定与可靠。此外, VPP 通过参与电力市场交易、应用先进技术、快速响应电网需求及降低运营成本^[8-10], 有效缓解了分布式能源的不稳定性和电网调度的难题, 提升了清洁可再生能源的利用效率, 并通过多种能源的互补性, 减少新能源出力波动对系统的影响。

现有研究大多聚焦于虚拟电厂的建模、在不同市场环境下的交易模式及其优化调度问题, 其中, 优化 VPP 调度问题是新型电力系统研究的关键之一。文献[11]通过主网独立系统运营商和虚拟电厂的双层优化调度, 不仅可以显著提升分布式电源的可控性, 还能增强其整体经济效益。文献[12]考虑了空调负荷与电动汽车的充电桩的建模, VPP 与日前和日内市场进行交易, 建立了一种基于双层模糊机会约束规划的虚拟电厂优化调度模型。文献[13]基于能源集线器模型搭建了包含电转气和燃气轮机的电—热—气联供综合能源系统架构, 建立了适用于电—热—气联供系统的经济调度模型。文献[14]将风力发电、光伏发电、光热发电电站及电储能装置集成构建成为虚拟电厂, 并建立了考虑运行经济性的优化调度模

型。在此基础上, 进一步建立了基于鲁棒随机优化理论的 VPP 随机优化调度模型。文献[15]提出了一种考虑了电价与风光多元不确定性的热电联合 VPP 竞标策略模型, 提高热电联合 VPP 参与电力市场的竞争能力。同时为了实现“双碳”目标, 推动 VPP 向低碳化方向发展, 文献[16]基于能流和碳流模型, 提出了多目标、多时间尺度的虚拟电厂低碳经济运行优化调度策略。通过非线性规划和动态矩阵控制算法, 有效降低了不确定性影响。文献[17]考虑燃煤机组碳排放特性和需求响应, 提出一种基于组合预测模型的 VPP 低碳优化调度策略, 能有效地协调优化各个机组间的出力, 降低碳排放量。文献[18]通过多目标、多时间尺度的优化调度方法, 结合碳流和能流模型, 提出了一种低碳经济运行策略。

上述研究主要集中于虚拟电厂 (Virtual Power Plant, VPP) 的成员或整体建模, 并通过优化调度提升其运行效率。随着时代的进步和国家政策推动低碳转型, 虚拟电厂已经整合了大量波动性强的可再生能源, 特别是风能和太阳能。文献[19]提出了一种双层能源管理模型, 全面研究具有不受控资源的虚拟能源系统与分布式能源市场和批发能源市场中有功率和无功率的交易价格和数量。文献[20-22]将 VPP 作为旋转备用市场的参与者进行研究, 在新能源机组出力不确定的情况下为市场提供旋转备用服务。文献[23]提出在虚拟电厂进行电力出清时, 不仅需考虑可再生能源发电量的波动和不确定性, 还必须考虑电能市场价格与调峰辅助服务价格之间的相互关系, 以优化交易策略和提升经济效益。然而, 上述研究多通过创新建模或依赖概率模型分析新能源出力, 但这些方法无法直接量化高风险场景下的损失, 缺乏对极端风险事件的具体衡量手段, 尤其在风光出力波动较大时, 无法有效评估和应对相关风险。为了更准确地捕捉新能源出力的不确定性, 本文引入条件风险价值 (Conditional Value at Risk,

CVaR) 作为衡量风电光伏不确定性的一种成本指标, 直接影响 VPP 的收益, 并能更有效地捕捉极端不利条件下的风险。此外, VPP 的优化调度分析必须基于具体的场景条件进行, 只有在给定风电光伏出力及其他相关因素的前提下, 才能进行有效的分析。文献[24-25]利用历史数据、蒙特卡洛模拟或其他随机生成方法, 构建大量可能的场景, 再通过概率学或数学方法对其评估, 进行场景聚合或场景删除, 留下较为重要的场景, 虽然能够帮助决策者制定稳健的决策方案并减少潜在风险, 但不能反映出不同风电光伏出力以及负荷对于 VPP 优化调度的影响。本文在已有研究的基础上, 详细分出多种具体的风电光伏出力以及负荷场景, 分析不同场景下的优化调度结果, 使其更加具有现实意义, 能够指导决策者在恶劣天气下做出正确的决策。考虑到随机生成的场景可能与实际相差较大, 文献[26]生成大量随机场景再通过场景削减法, 削减不合理的场景, 虽然可以保证削减之后的场景与实际相符合, 提升决策的精度和稳健性, 但是无法对特定极端天气场景下模拟出的风电和光伏出力数据进行有效削减, 这将导致后续 CVaR 计算结果的不准确。本文采用不同的风电光伏历史数据先进行聚类操作, 再通过蒙特卡洛模拟出指定场景的风电光伏出力数据, 将这些模拟数据再通过相关的数学方法削减掉不合理的出力数据, 确保后续 CVaR 结果的准确性。

综上所述, 为在多市场环境中实现收益最大化, 需要更精准地衡量风电和光伏出力带来的不确定性。本文通过引入条件风险价值 (Conditional Value at Risk, CVaR) 来衡量风电和光伏的不确定性, 并将其视为一种成本因素, 在多市场环境下构建了 VPP 优化调度模型。通过分析不同风光出力负荷场景及其偏差容忍度, 本文的优化调度结果能够为决策者在恶劣天气条件下提供合理建议, 从而提升系统的经济性与稳健性, 推动低碳转型及经济效益的优化。与现有研究相比, 本文方法不仅提高了对新能源出力不确定性的量化精度, 还通过多场景分析增强了调度策略的适应性和可靠性。

1 多市场环境下的虚拟电厂架构

文中的虚拟电厂是由分布式燃气轮机 (Distributed Gas Engines, DGE), 分布式储能设备 (Distributed Energy Storage Systems, DESS)、风电

机组 (Wind Power Plant, WPP)、光伏机组 (Photo Voltaic Plant, PVP) 以及非柔性负荷 (Non-Dispatchable Loads, NDL) 组成。虚拟电厂 (VPP) 运营商通过参与不同时间维度的电力市场, 包括电力期货市场、日前市场和实时市场, 以获取收益。同时, 碳交易机制作为促进节能减排的市场化途径, 主要通过碳排放权的分配和交易, 激励各排放单位积极减少碳排放。在此过程中, VPP 不仅能够出售其节省的碳排放额度, 从中获得经济收益, 还具备灵活调节能源的能力, 能够快速响应碳价格的波动, 优先使用低碳能源。这些优势不仅增强了能源系统的稳定性, 还提高了其可持续性。因此, VPP 运营商需要积极参与碳市场, 进行碳配额交易, 以实现经济效益与环境效益的双赢。

VPP 运营商参与多时间电力市场和碳市场的运营结构如图 1 所示。图中的 VPP 包含风电、光伏发电机组及非柔性负荷等不可调度成员, 其输出具有不确定性, 实际输出与预测输出常有偏差。为减少这种情况导致的市场风险及偏差罚金, VPP 合理利用可调度成员的调节能力显著降低这种负面影响。考虑到新能源机组中长期预测精度偏低, 且储能设备受充放电限制, 它们不适合直接参与中长期双边合约交易。因此, 本文提出由燃气轮机代表 VPP 参与期货市场, 通过签订合同提前锁定基准收益, 既规避了不可调度成员的市场风险, 又保留了后续交易的收益空间。在合约履行过程中, 不仅由燃气轮机独自承担期货市场电量, 而是以 VPP 总利益最大化为目标, 通过模型优化让所有成员共同承担, 实现资源优化配置和整体收益最大化。期货市场模型优化得到的分时电力计划将作为约束条件传递给日前与实时市场优化调度模型。

在多市场环境下, VPP 同时参与了电力期货市场、日前市场、实时市场和碳市场等多个交易平台。当风电和光伏在日前市场无法满足非柔性负荷需求时, VPP 在满足期货市场负荷要求的前提下, 进一步参与实时市场博弈, 以确定是通过外购电力还是启动燃气轮机发电来平衡供需; 当风光发电过剩时, 多余电量存储于储能系统, 用于应对发电缺口或替代高成本电源。此外, 本文还考虑了日前市场与实时市场之间的投标偏差问题, 通过设定差异化的市场电价机制, 以缓解因偏差产生的风险和损失。同时 VPP 将参与碳

市场交易, 在考虑碳成本的情况下, 通过优化调度使得 VPP 可以在多市场环境下获得最大收益。

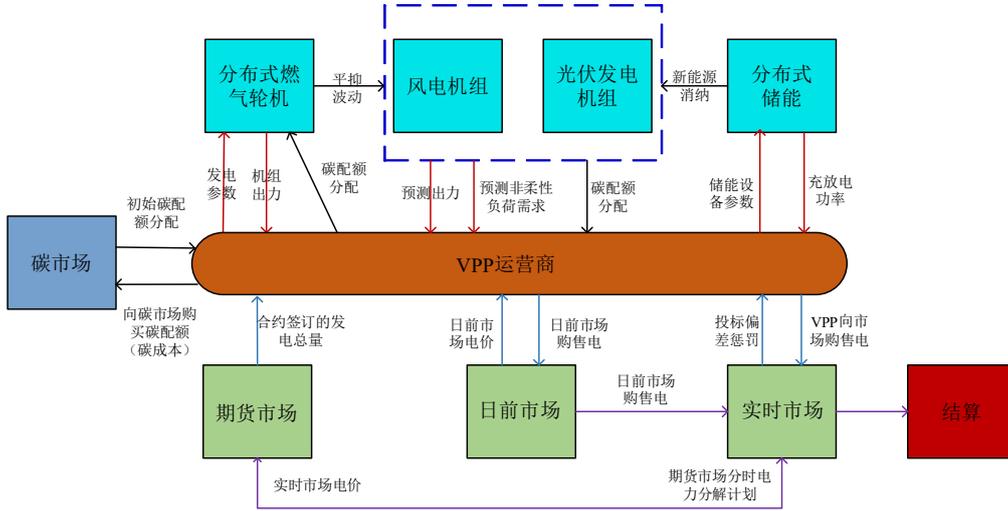


图 1 VPP 运营商参与多时间电力市场和碳市场的运营结构

2 VPP 参与碳市场的碳交易模型

现有碳配额机制旨在通过市场手段控制碳排放, 碳配额的稀缺性使其具有市场价值。碳市场分配初始碳配额及定价, 以平衡限制碳排放与保护发电商利益之间的关系。在碳市场初期, 通过无偿发放一定量的配额, 可以鼓励发电企业逐步转向低碳发电, 实现渐进式减排, 并增强市场控制, 促进电力行业的碳减排。

本文的碳排放配额模型主要基于国家的无偿配额政策, 使用基准线方法进行核准。在 VPP 内, 碳排放配额的分配 Car 为:

$$Car = \mu_e \sum_{i=1}^T P_{C,t}^L \quad (1)$$

式中: μ_e 为供电碳排放权配额基准值; $P_{C,t}^L$ 为在 t 时刻下该地区的总负荷值; T 为调度周期。

实际的碳排放模型包含了常规发电单元的碳排放模型 (本文涉及的常规单元为 VPP 的分布式燃气轮机) 以及风电机组和光伏机组的碳排放模型。

常规机组实际碳 Car_p 为

$$Car_p = \sum_{i=1}^n (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (2)$$

式中: n 为 VPP 拥有的常规发电机组个数; a_i 、 b_i 、 c_i 为常规机组供电碳排放系数; $P_{i,t}$ 为常规机组 i 在 t 时刻的出力。

当 VPP 的风电与光伏机组通过联络线向上级电网输电时, 实际上减少了该地区及上级电网区域内火电的运行, 进而降低了 t 时刻碳排放 Car_{cl} 。

$$Car_{cl} = (a_i + b_i (\sum_{i=1}^m P_i^r) + c_i (\sum_{i=1}^m P_i^r)^2) \quad (3)$$

式中: $P_{i,t}^r$ 为风电与光伏机组 i 的实际功率; m 为风电与光伏机组个数。

根据配额和实际碳排放模型可以得到在 t 时刻碳排放权交易额 Car_{ct} 为

$$Car_{ct} = Car_p - Car_{cl} - Car \quad (4)$$

而当 Car_{ct} 大于 0 时, 系统在 t 时刻需要购买额外的碳排放权。随着需购买的排放权增多, 其碳交易成本亦步步高升。为了准确反映这种费用变化, 采用了分阶段式的购买碳排放权所需费用的模型。

$$f_{ct} = \begin{cases} R_{ct} Car_{ct}, & Car_{ct} \leq \lambda \\ R_{ct}(1 + \varphi)(Car_{ct} - \lambda) + R_{ct}\lambda, & \lambda < Car_{ct} \leq 2\lambda \\ R_{ct}(1 + 2\varphi)(Car_{ct} - 2\lambda) + R_{ct}(2 + \varphi)\lambda, & 2\lambda < Car_{ct} \leq 3\lambda \\ R_{ct}(1 + 3\varphi)(Car_{ct} - 3\lambda) + R_{ct}(3 + 3\varphi)\lambda, & 3\lambda < Car_{ct} \leq 4\lambda \\ R_{ct}(1 + 4\varphi)(Car_{ct} - 4\lambda) + R_{ct}(4 + 6\varphi)\lambda, & Car_{ct} > 4\lambda \end{cases} \quad (5)$$

式中: R_{ct} 为碳排放权交易基数价; φ 为价格增长率; λ 为碳排放的单位额度步长区间。

本文的碳交易机制在碳市场初期通过无偿发放一定量的配额实施。碳排放配额模型主要基于国家的无偿配额政策, 采用基准线方法进行核准。在后续的碳配额管理中, VPP 中的可调度机组(如分布式燃气轮机)将消耗这些碳配额, 而不可调度机组(如风电和光伏发电)将提供碳配额。当免费的碳配额用完且风电光伏提供的碳排放权交易额不足以满足需求时, VPP 需要购买额外的碳排放权; 反之, 如果免费的碳配额充足且风电光伏机组提供的碳排放权交易额能够满足需求, VPP 则可以将多余的碳配额在碳市场上交易以实现盈利。

3 VPP 优化调度模型

VPP 将投入电力期货市场、日前市场和实时市场, 并参与碳市场, 进行电力和碳配额的交易活动。在对 VPP 成员建模完成后, 本文考虑风电、光伏和非柔性负荷的中长期预测精度低, 收益不稳定, 储能设备频繁充放电不适合参与中长期市场。而分布式燃气轮机稳定且可控, 能提升整体利润并锁定收益, 因此将使用燃气轮机作为代表 VPP 参与电力期货市场的交易, 并将优化得到的分时电力计划作为约束条件传递给日前与实时市场优化调度模型。由于风电和光伏的极大不确定性, 本文采用 CVaR 来评估这种不确定性的影响; 以最大化 VPP 的收益为目标, 在考虑风电和光伏的不确定性所带来的惩罚成本以及参加碳市场交易而形成的碳成本后, 构建了 VPP 参与日前市场和实时市场的优化调度模型。通过整合这两个优化调度模型, 形成了一个能够覆盖不同时间层面市场操作的综合优化调度模型。此外, 本文还构建了不同的风光场景, 来分析其对综合优化调度模型的影响。

3.1 风电光伏不确定性分析

风速的波动性是导致风力发电出力不确定性的主要原因, 可以用 Weibull 概率密度函数来描述风速的变化^[24]。

$$f(v_t) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{v_t}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{v_t}{\beta}\right)^\alpha} \quad (6)$$

式中: v_t 为实时风速; α 、 β 为形状参数与尺度参数, $f(v_t)$ 为风速 v_t 的概率; v_{min} 、 v_{max} 为区域内风速 v_t 的上、下限。

由式(7)可知, 风速与风电出力并非是线性的关系, 不可以使用 Weibull 分布来直接描述风电机组

出力, 所以这里使用最大似然估计法 (MLE) 来求的 Weibull 概率密度函数的 α 与 β 参数, 再生成风电机组出力, 为后续的场景生成奠定基础。

在给定历史风速数据 v_1 、 v_2 、 \dots 、 v_n 后, 在 Weibull 分布中, 似然函数可以表示为:

$$L(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{v_i}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{v_i}{\beta}\right)^\alpha} \quad (7)$$

由于直接最大化似然函数通常比较复杂, 通常最大化对数似然函数, 再将式(22)代入为:

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha, \beta) &= n \ln \alpha - n\alpha \ln \beta \\ &+ (\alpha - 1) \sum_{i=1}^n \ln v_i - \sum_{i=1}^n \left(\frac{v_i}{\beta}\right)^\alpha \\ (\alpha, \beta) &= \max(\ln L(\alpha, \beta)) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $\max(\ln L(\alpha, \beta))$ 求出对数似然函数的最大值。

太阳辐照度是导致光伏出力不确定性的主要原因。根据某一时段内太阳辐照度服从 Beta 分布的假设^[24], 其辐照度的概率密度函数可以描述为:

$$S_c = \frac{S_t}{S_{max}} \quad (9)$$

$$f(S_c) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\alpha_s + \beta_s)}{\Gamma(\alpha_s) + \Gamma(\beta_s)} S_c^{\alpha_s-1} (1 - S_c)^{\beta_s-1}, & 0 \leq S_c \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: S_c 为当前辐照度 S_t 与最大辐照度 S_{max} 的比值; α_s 、 β_s 为 Beta 分布的形状参数。

$$\alpha_s = \hat{\mu} \left(\frac{\hat{\mu}(1 - \hat{\mu})}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right) \quad (11)$$

$$\beta_s = (1 - \hat{\mu}) \left(\frac{\hat{\mu}(1 - \hat{\mu})}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right) \quad (12)$$

式中: $\hat{\mu}$ 、 $\hat{\sigma}$ 分别为平均值和标准差。由式(22)可知, 该时段内光伏输出功率 P_t^{solar} 也服从 Beta 分布:

$$\begin{aligned} f(P_t^{solar}) &= N_{solar} S_{solar} \gamma_{solar} \frac{\Gamma(\alpha_s + \beta_s)}{\Gamma(\alpha_s) + \Gamma(\beta_s)} \\ &\left(\frac{P_t^{solar}}{P_{max}^{solar}}\right)^{\alpha_s-1} \left(1 - \frac{P_t^{solar}}{P_{max}^{solar}}\right)^{\beta_s-1} \end{aligned} \quad (13)$$

3.2 多类场景下的条件风险价值计算方法

根据虚拟电厂当地气象数据获得太阳辐射度与风速的历史数据, 按照其时间序列进行数据预处理, 通过 k-means 聚类算法, 其目标是 minimized 簇内数据点到簇中心 (质心) 的平方和。

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} x - \mu_i^2 \quad (14)$$

式中 k 是簇的数量。 C_i 是第 i 个簇。 x 是属于簇 C_i 的数据点。 μ_i 是簇 C_i 的质心。 $\|\cdot\|$ 表示欧几里得距离。

将风电出力和光伏出力分为大、中、小三类。从每一类中选取与其平均值最接近的风电与光伏出力。接着, 依据它们的时间序列号, 找到对应的光伏出力与风速数据。将这些数据代入公式 (7) 到 (14), 拟合出不同场景下的 Weibull 分布和 Beta 分布的参数。通过蒙特卡罗模拟, 可以在每一类场景下生成不同的风电和光伏出力情况。然而, 由于上述方法产生的出力情况有时与实际情况存在较大偏差, 这会影响后续的 CVaR 计算。为了评估模拟的出力情况的合理性, 本文采用了皮尔逊相关系数和均方误差 (MSE) 作为综合评估指标。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (15)$$

式中, r 为皮尔逊相关系数, x_i 和 y_i 分别代表模拟出力和实际出力的第 i 个样本值, \bar{x} 和 \bar{y} 分别是模拟出力和实际出力的均值, n 为样本数量。通过计算皮尔逊相关系数, 能够量化模拟数据与实际数据之间的线性关系强度。

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (16)$$

式中, M 为均方误差, x_i 和 y_i 分别代表第 i 个样本的模拟出力和实际出力, n 为样本数量。通过计算均方误差, 可以量化模型预测值与真实值之间的平均差异。

将这两个指标进行综合得分:

$$S_p = \omega_1 r + \omega_2 M \quad (17)$$

式中, ω_1 为皮尔逊相关系数在综合得分中所占权重, ω_2 为均方误差在综合得分中所占权重。

依据得分结果, 计算每个得分与所有得分均值之间的差异, 并以其标准差为单位进行标准化, 设定一个负阈值, 来识别出显著小于均值的异常值, 其计算公式为:

$$Z_n = \frac{S_p^n - \mu}{\sigma} \quad (18)$$

式中, S_p^n 为第 n 组模拟出力的综合得分, μ 为 n 组综合得分的平均值, σ 为 n 组综合得分的标准差。

当求出的 $Z_n < Z_h$ (Z_h 为设定的负阈值) 时, 认为该综合得分是异常值, 需要被剔除。

由于天气预测的精确性有限, 风电和光伏的出力难以准确预测。这种不确定性使得 VPP 在优化调度时存在一定风险。本文采用 CVaR 量化风险损失, 以综合不同风电光伏出力场景下带来的风险与收益, 不同场景下带来的惩罚成本函数为:

$$f_i(P_{wpit}, P_{wrt}) = \begin{cases} \delta_1 (P_{wpit} - P_{wrt}), P_{wpit} \geq P_{wrt} \\ \delta_2 (P_{wrt} - P_{wpit}), P_{wpit} < P_{wrt} \end{cases} \quad (19)$$

式中, P_{wpit} 为场景 w 下第 i 次模拟得到 t 时刻的风电光伏模拟值出力, P_{wrt} 为场景 w 下 t 的风电光伏实际出力, δ_1 为出力偏高的惩罚系数, δ_2 为出力偏低的惩罚系数。

场景 w 下第 i 次模拟的惩罚成本 C_{wi} 为:

$$C_{wi} = \sum_{t=1}^T f_i(P_{wpit}, P_{wrt}) \quad (20)$$

式中, T 为一个模拟周期。

风险值 (Value at Risk, VaR) 是指在置信水平为 ξ 时, 风光出力不确定性在未来一段特定时间内造成的最大可能损失。然而, VaR 并不能很好地反映极端损失事件的影响, 因为它忽略了尾部损失。相较之下, 条件风险值 CVaR 表示在置信水平大于 ξ 时的平均损失。因此, CVaR 能更好地衡量尾部损失。其计算如下:

$$\pi_{wV} = C_{w(\xi \times n)}$$

$$\pi_{wC} = \pi_{wV} + \frac{1}{n \times (1 - \xi)} \sum_{i=\xi \times n + 1}^n (C_{w(i)} - \pi_{wV}) \quad (21)$$

式中, π_{wV} 为场景 w 下 VaR 的数值, π_{wC} 为场景 w 下 CVaR 的数值, $C_{w(i)}$ 为将所有惩罚成本从小到大

排序, n 为样本总数。如图 2 所示, 为计算各个典型场景下的条件风险价值 CVaR 的流程图。

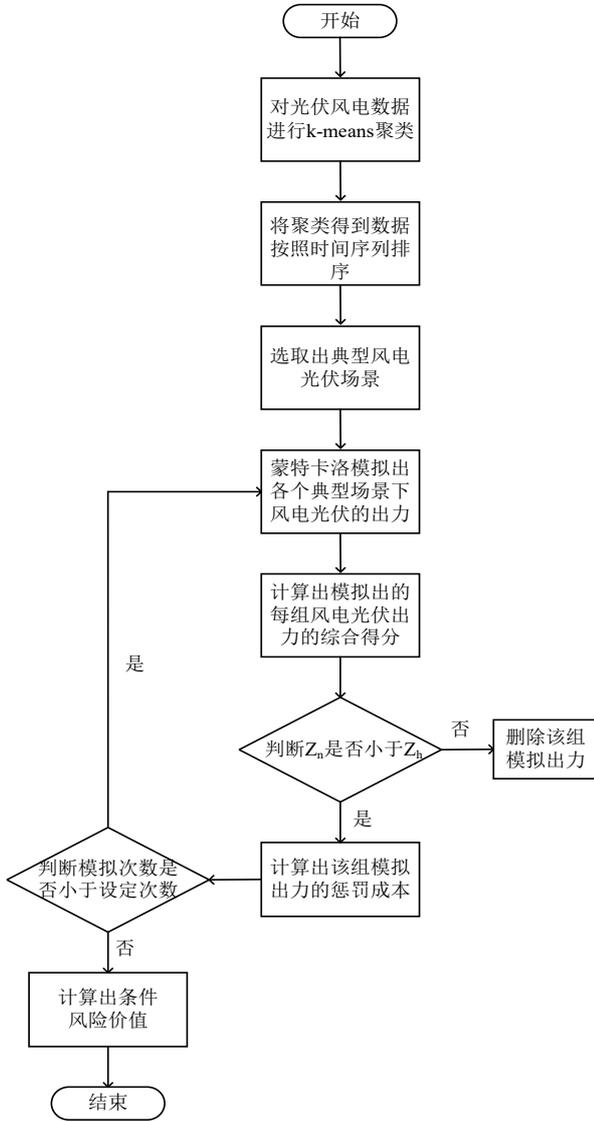


图 2 不同场景下计算 CVaR 流程图

3.3 多市场环境下的 VPP 优化调度模型

3.3.1 期货市场环境下 VPP 优化调度模型

电力期货合约签约量需达到或超过前三年用电量平均值的 80%, 以减少市场价格波动并保障市场交易量。VPP 参与期货市场对于已签订的期货合约, 必须申报中长期电量合约的执行方向, 而本文合同类型包括实际合约和差价合约。差价合约通过金融结算实现, 即合同签订电量不必实际发电, 而是根据市场价格与合同价格之间的差价进行结算。

为衔接中长期与现货市场, 适应可调度机组参与需求, 确定差价合约分时电力时先预测实时市场

电价, 据此调整分时电力, 再将实际合约和优化后的差价合约电力计划传递给 VPP 现货市场优化调度模型。通过实时电价和分时电力计划的双向传递, 实现两市场有效衔接。同时, 在签约合同时, 应尽量将差价合约的分时电力安排在实时市场电价较低的时段, 即遵循“价值趋向”原则。这是为了在高电价时段保留出力空间, 从而提升 VPP 参与市场的经济效益。因此, 模型的目标函数如下:

$$\max F = P_{diff} \left(\overline{L_{diff}} - \left(\frac{L_{rt} + C_{rt}}{2} \right) \right) - C_{gt} \quad (22)$$

$$C_{gt} = \pi_L \frac{P_{gt}}{\tau_F} \quad (23)$$

式中, P_{diff} 为差价合约电力, $\overline{L_{diff}}$ 为差价合约电量均价, L_{rt} 为实时市场售电电价, C_{rt} 为实时市场购电电价, C_{gt} 为燃气轮机发电机组发电成本。 π_L 为燃气轮机发电成本系数; τ_F 为电-气转化比; P_{gt} 为 t 时刻下燃气轮机 g 产生的电能。

约束条件:

燃气轮机还需满足下列发电约束条件, 式 (25) 为机组出力约束; 式 (26) 为机组下爬坡约束。

$$P_{gmin} \leq P_{gt} \leq P_{gmax} \quad (24)$$

$$-\rho_{dg} \leq P_{gt} - P_{g(t-1)} \leq \rho_{ug} \quad (25)$$

式中: P_{gmin} 和 P_{gmax} 分别表示燃气轮机 g 的出力下限和上限; ρ_{ug} 为机组最大向上爬坡速率; ρ_{dg} 为机组最大向下爬坡速率。

差价合约电量约束:

$$P_{diff} = D_{spread_{day}} \quad (26)$$

式中, $D_{spread_{day}}$ 为 VPP 差价合约日均电量。

差价合约分时电力约束:

$$P_{diff}^{min} \leq P_{diff}^t \leq P_{diff}^{max} \quad (27)$$

式中, P_{diff}^t 为 VPP 差价合约分时电量, P_{diff}^{min} 为 VPP 差价合约分时电量最小值, P_{diff}^{max} 为 VPP 差价合约分时电量最大值。

VPP 内部功率守恒约束:

$$\sum_{g=1}^G P_{gt} = P_{diff}^t + P_{pc}^t \quad (28)$$

式中, P_{pc}^t 为实际合约分时电量。

VPP 内部成员约束: 在电力期货市场中, 仅考虑分布式燃气轮机出力, 分布式燃气轮机约束为式 (25) - (26)。

3.3.2 日前市场与实时市场环境下的 VPP 优化调度模型

由于实时市场主要用于惩罚日前市场的投标偏差, 因此正偏差 (出力大于投标) 和负偏差 (出力小于投标) 的价格不同, 正偏差价格应低于负偏差价格。为实现经济效益最大化, VPP 通过调节电力输出参与日前市场和实时市场。在期货市场交易中, 优化后的分时电力被传递到这两个市场的交易模型中。VPP 在参加日前市场时, 会根据风电和光伏的预测进行投标。为衡量不确定性带来的影响, 本文在 VPP 市场竞争模型中加入了 CVaR, 以平衡不同场景下的收益与风险, 并参与碳市场交易, 考虑碳成本, 从而在多市场环境中实现整体利润最大化。

为了更直观地展示各个市场的参与情况和收益情况, 将原本应纳入实时市场中的期货电量单独提出, 日前市场与实时市场环境下的 VPP 优化调度模型的目标函数可表示为如下:

$$\begin{aligned} \max L_w = & \sum_{t=1}^T (P_{fwt} \overline{L_f} + P_{dwt} L_{wt} + P_{rswt} L_{rswt} \\ & - P_{rgwt} L_{rgwt} - C_{Twt} - f_{wct}) - \pi_{wC} \\ C_{Twt} = & \sum_{g=1}^G C_{gwt} + \sum_{s=1}^S C_{swt} \end{aligned} \quad (29)$$

$$C_{st} = \pi_s (P_{st}^{mins} + P_{st}^{plus}) \quad (30)$$

式中, L_w 为 w 场景下 VPP 的整体收益, P_{fwt} 为 w 类场景 t 时刻下 VPP 在期货市场实际出力, $\overline{L_f}$ 为期货市场合约电价, P_{dwt} 为 w 类场景 t 时刻下 VPP 在日前市场购售电功率, L_{wt} 为 w 类场景 t 时刻下日前市场的电价, P_{rswt} 、 P_{rgwt} 为 w 类场景 t 时刻下实时市场的售购电功率, L_{rswt} 、 L_{rgwt} 为 w 类场景 t 时刻下实时市场的售购电价, C_{Twt} 为分布式燃气轮机与储能设备的总成本, π_{wC} 为 w 类场景下的惩罚成本。 s 为储能设备编号; π_s 为储能设备 s 的单位运营成本; P_{st}^{mins}

和 P_{st}^{plus} 分别为储能设备 s 的充电、放电功率。

约束条件:

储能设备还需满足其他下述充放电约束条件。

式 (32) 为设备容量约束; 式 (33) 为 SOC 约束; 式 (34) 为充放电功率约束。

$$\frac{P_{st}^{plus}}{\tau_{out}} \leq E_{s(t-1)} \leq E_{smax} \quad (31)$$

$$SOC_{s_{min}} \leq SOC_{swt} \leq SOC_{s_{max}} \quad (32)$$

$$0 \leq P_{st}^{minus} \leq P_{s_{max}}^{minus}, 0 \leq P_{st}^{plus} \leq P_{s_{max}}^{plus} \quad (33)$$

$$E_{st} = E_{s(t-1)} + E_{st}^{minus} - E_{st}^{plus} \quad (34)$$

$$E_{st}^{minus} = \tau_{in} P_{st}^{minus} \quad (35)$$

$$E_{st}^{plus} = \frac{P_{st}^{plus}}{\tau_{out}} \quad (36)$$

储能设备的荷电状态 SOC 为下式所示:

$$SOC_{st} = \frac{E_{st}}{E_{smax}} \quad (37)$$

式中: E_{st} 为储能设备在 t 时刻的能量状态; E_{st}^{minus} 为储能设备 s 的充电电量; E_{st}^{plus} 为储能设备 s 的放电电量; τ_{in} 为储能设备充电过程中能量损耗的效率常数; τ_{out} 为储能设备放电过程中能量损耗的效率常数。其中 E_{smax} 为储能设备 s 的最大容量。

期货市场出力约束:

$$(1-x)P_{diff}^t + P_{pc}^t \leq P_{fwt} \leq (1+x)P_{diff}^t + P_{pc}^t \quad (38)$$

$$\sum_{t=1}^T P_{fwt} = \sum_{t=1}^T (P_{diff}^t + P_{pc}^t) \quad (39)$$

式中, x 为期货市场实际需求与差价合约分时电力的偏差容忍度。

日前市场投标约束:

$$P_{dwt} = \sum_{r_w=1}^{R_w} P_{wtr_w}^{wind} + \sum_{r_s=1}^{R_s} P_{wtr_s}^{solar} - \sum_{l=1}^L P_{lwt} \quad (40)$$

式中, $P_{wtr_w}^{wind}$ 为 w 类场景 t 时刻下第 r_w 个风力发电机的模拟出力, $P_{wtr_s}^{solar}$ 为 w 类场景 t 时刻下第 r_s 个光伏发电机的模拟出力, R_w 为风力发电机的总数, R_s 为

光伏发电机的总数。

VPP 分时段电能平衡约束:

$$\begin{aligned} P_{net,t} + \sum_{g=1}^G P_{gwt} + \sum_{s_w=1}^{S_w} P_{wts_w}^{wind} + \sum_{s_s=1}^{S_s} P_{wts_s}^{solar} + P_{swt}^{plus} \\ = P_{dwt} + P_{fwt} + \sum_{l=1}^L P_{lrwt} + P_{swt}^{minus} \end{aligned} \quad (41)$$

式中, P_{gwt} 为场景 w 下燃气轮机 t 时刻的出力, $P_{wts_w}^{wind}$ 为场景 w 风电机组 t 时刻的实际出力, $P_{wts_s}^{solar}$ 为场景 w 光伏机组 t 时刻的实际出力, P_{lrwt} 为场景 w 非柔性负荷 t 时刻的实际负荷。

VPP 与主网功率交换的约束:

$$-P_{max}^V \leq P_{net,t} \leq P_{max}^V \quad (42)$$

式中, $P_{net,t}$ 为 t 时刻 VPP 向主电网购售电功率情况, 正为从主电网售电, 负为向主电网购电; P_{max}^V 为 VPP 与主网最大交换功率。

条件风险价值约束:

$$\begin{aligned} \sum_{i=\xi \times n+1}^n (C_{w(i)} - \pi_{wV}) \geq \sum_{i=\xi \times n+1}^n (C_{w(i)} - \pi_{wC}) \\ \sum_{i=\xi \times n+1}^n (C_{w(i)} - \pi_{wV}) \geq 0 \end{aligned} \quad (43)$$

4 算例分析

4.1 算例描述与模型参数

算例采用某地区小型 VPP 进行分析, VPP 系统包括 DGE、DESS、WPP、PVP 以及 NDL。调度周期 T 为 24 h, 时间步长为 1 h。采用 3.3 节所提及的方法对该地区 1 年内历史风光数据进行处理, 分别按照出力大小找出大中小的典型风电与光伏出力场景, 再通过排列组合得到九种风力光伏出力场景, 如表 1 所示。如图 3 与图 4 示, 通过 K-Means 聚类算法, 对一年风电光伏出力的日平均值进行分类, 分为大中小三类。为了更好地凸显光伏出力的强弱, 在计算每日平均光伏出力时, 去除了光伏出力为 0 的数据点, 从而仅在在有实际出力的条件下计算平均值。如图 3 与图 4 所示, 通过 K-Means 聚类算法进行聚类后, 采用 3.3 节所提的方法, 得到典型的大中小风电光伏出力场景的分时出力。由 3.2 节可知, 得到对应的光伏出力数据与风电出力对应的风速数据, 拟合出不同场景下的 Weibull 分布和 Beta

分布的参数。通过蒙特卡罗模拟, 可以在每一类场景下生成不同的风电和光伏出力情况。如图 5 与图 6 所示, 为未削减不合理风电光伏出力与削减不合理风电光伏出力后 CVaR 的对照图。由图 7 与图 8 中选取的典型风力场景表明, 尽管该场景的平均值与 K-Means 聚类中类中心的平均值最为接近, 但其波动较大。因此, 模拟的出力值与实际值之间可能存在较大误差, 导致较高的惩罚成本, 从而使得正常风类型下的 CVaR 较大。如图 9 所示, 为该地区的三种不同情况下的非柔性负荷情况下的非柔性负荷情况下的非在 VPP 中各种参数如下: 期货市场中差价合约电量均价为 580¥/MWh, 差价合约日均电量为 50MW/h。风电装机总容量为 6MW; 光伏装机容量为 8MW; 分布式燃气轮机出力上下限分别为 6、1MW, 其成本系数 π_L 为 350MWh/¥, 储能装置其最大容量为 6MWh, 常规机组供电碳排放分别为 36、-0.38、0.0034, 供电碳排放权配额基准值 0.798t/MWh, 碳排放权交易基数价取 55¥/t, 碳排放的单位额度步长区间 25t, 价格增长率取 0.2。

4.2 优化调度结果分析

在优化调度中, 选取其中七种场景进行分析对比, 如表 2 所示。

4.2.1 多场景下 VPP 的部分运营效益分析

如表 3 所示, VPP 的运营效益在不同场景下显示, 期货市场收益占据了大部分份额, 主要由燃气轮机参与电力期货交易实现。值得注意的是, 尽管场景 II (弱风、弱光、强负荷) 的期货市场收益在七个场景中最高为 379196 元, 但其整体收益却是最低 51439 元。这是因为在光伏和风电出力不足的情况下, 导致日前市场收益大幅下降, 对整体收益产生了负面影响。相比之下, 场景 I (强风、强光、弱负荷) 的整体收益最高, 达到 184,912 元, 其中期货市场收益为 284,979 元。在强风和强光的条件下, VPP 能够有效利用可再生能源, 减少对燃气轮机的依赖, 降低碳排放并提升整体收益。尽管负荷较低、市场需求有限, 但高效的可再生能源利用仍为 VPP 带来了稳定的经济效益。场景 VI (正常风、正常光、正常负荷) 的整体收益为 87,545 元, 处于中间水平。风光出力稳定, VPP 能够满足市场需求, 期货市场收益为 339,646 元, 日前市场收益为 24,018 元, 碳交易成本为 37,312 元, 购电费用为 26,389 元, 均保

持在合理范围内。尽管需要外部购电以应对负荷高峰, VPP 通过合理调度在正常条件下维持了良好的经济效益。在惩罚成本方面, 场景 I 的惩罚成本为 28,541 元, 主要由于负荷较低, 部分时间段出现供电过剩, 导致正偏差惩罚。而场景 II 的惩罚成本为 13,195 元, 虽然负偏差较小, 但由于发电不足, 收

益仍较低。场景 VI 的惩罚成本为 26,389 元, 得益于稳定的风光出力和负荷, 偏差控制较好。影响惩罚成本的因素包括风光出力不确定性、负荷波动及调度策略。通过提升出力预测精度、灵活使用储能设备以及优化市场参与策略, VPP 可以有效减少正负偏差惩罚, 降低惩罚成本, 提升整体经济效益。

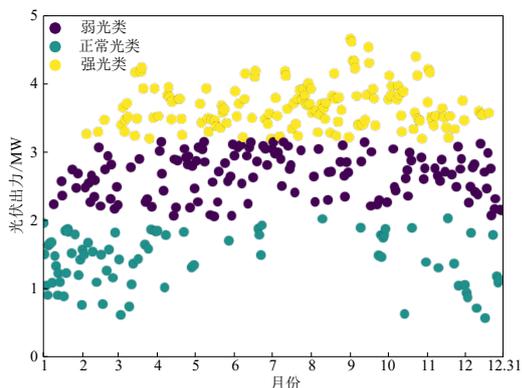
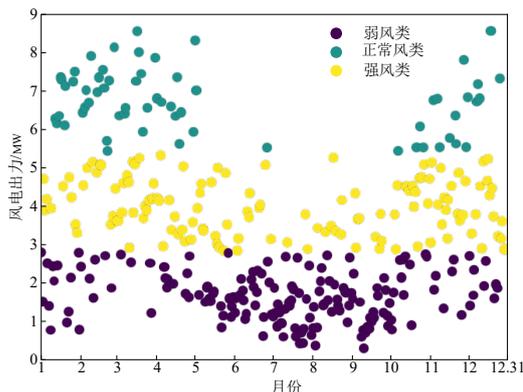


图 3 K-means 聚类的全年每日平均风电出力分类 图 4 K-means 聚类的全年每日平均光伏出力分类

表 1 九种风电光伏场景

场景种类	强风	正常风	弱风	强光	正常光	弱光
1	√			√		
2	√				√	
3	√					√
4		√		√		
5		√			√	
6		√				√
7			√	√		
8			√		√	
9			√			√

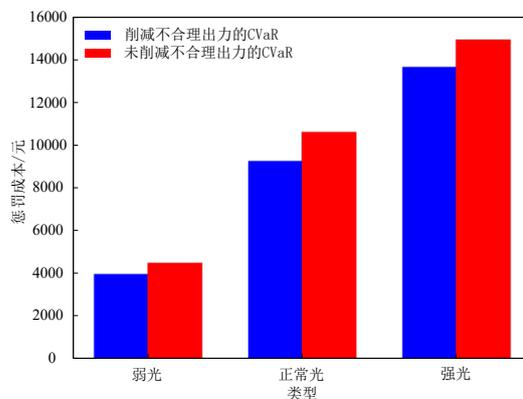
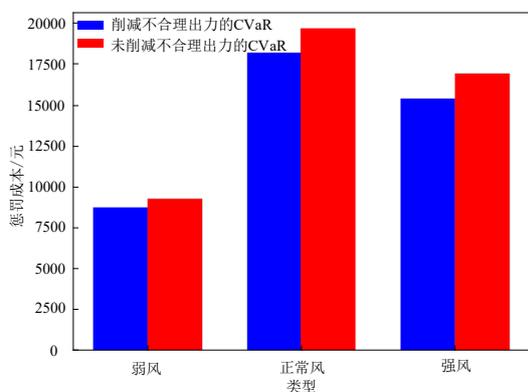


图 5 未削减不合理风电出力与削减不合理风电出力后 CVaR 的对照图 (左)

图 6 未削减不合理光伏出力与削减不合理光伏出力后 CVaR 的对照图 (右)

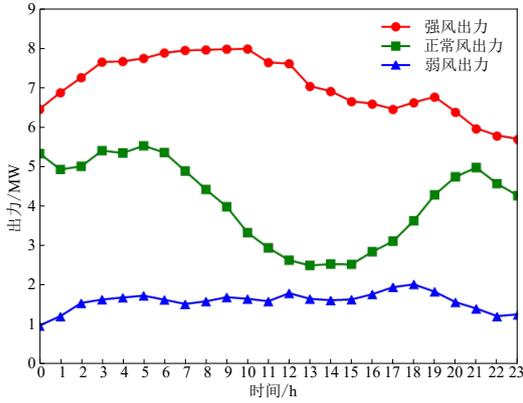


图 7 典型场景下风电出力变化趋势图

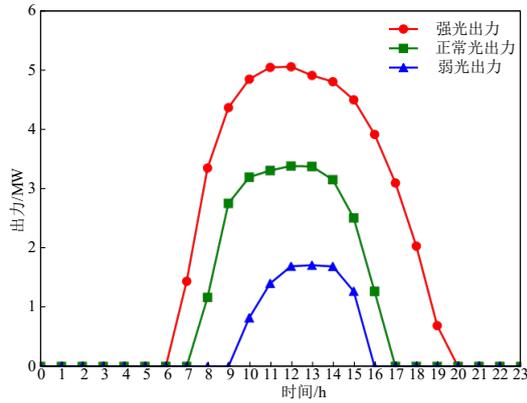


图 8 典型场景下光伏出力变化趋势图

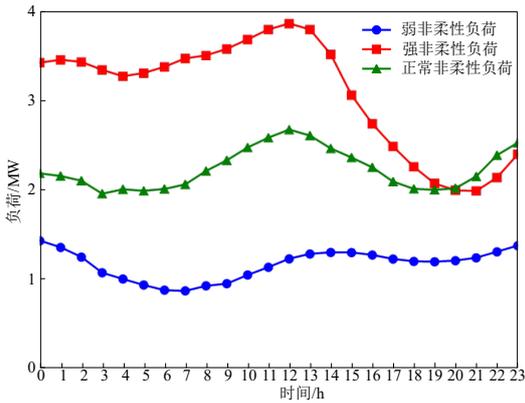


图 9 不同情况下非柔性负荷变化趋势图

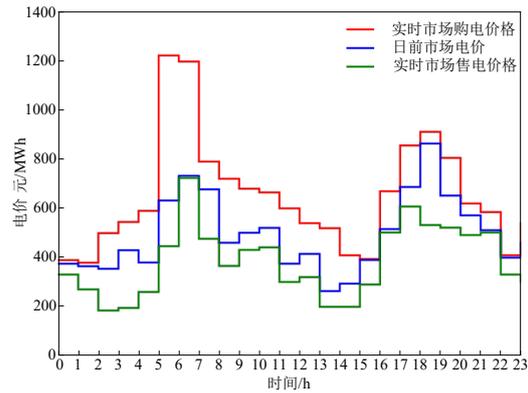


图 10 24 小时内日前市场与实时市场电价变化趋势

表 2 选取场景的具体情况

选取场景	风电出力	光伏出力	负荷
I	强	强	弱
II	弱	弱	强
III	强	弱	强
IV	弱	强	强
V	弱	弱	弱
VI	正常	正常	正常
VII	强	强	强

4.2.2 多场景下 VPP 的优化调度分析

在期货市场中，燃气轮机作为 VPP 的代表参与电力期货交易。值得注意的是，场景 II 虽然在期货市场中的收益是选取七种场景中最高，但其整体收益却是最小的。这一场景对应于弱风、弱光、强负荷的条件，由于光伏和风电机组出力过小，导致其日前市场收益对整体收益产生了负面影响。为了满足 VPP 整体的电能平衡，为了满足 VPP 整体的电

能平衡，由图 11 与图 12 可知，VPP 采取了两项主要措施：增大燃气轮机出力，在 4:00 到 9:00 和 17:00 到 19:00，燃气机的出力不仅满足了期货市场约的要求，还能提供多余的电量以弥补日前市场的亏损；向主网购电满足需求，在不同时刻有所不同，VPP 作为价格接受者，无法改变电价。

在保证整体收益最大的前提下，综合考虑不同时段的发电成本与购电费用。在 13:00 到 15:00，VPP

降低燃气轮机出力, 通过向主网购电来满足用户的用电需求。在这些时段内, VPP 通过购电满足需求, 既保证了最大收益、降低了碳排放, 同时也确保整个系统的稳定运行。虽然这两项措施在一定程度上缓解了弱风弱光条件下的电力短缺问题, 但也增加了运营成本, 影响了整体收益。因此, 为了提高这种场景下的整体收益, 可以适当提高期货市场合约电价或者降低 VPP 向实时市场购电的价格。

对比场景 I 和场景 VII, 在风光机组出力较大时, 场景 I 的非柔性负荷较小, 而场景 VII 的负荷较大。由于 VPP 中存在分布式储能设备 (ESS), 场景 I 更好地利用了多余的风光出力, 频繁充放电平衡了供需, 并为高负荷时段储备了电能, 优化了能源管理。图 13 和图 14 显示, 场景 I 的购电费用比场景 VII 低约 34.8%, 但整体收益仅提高了 15.3%。在场景 I 中, ESS 在 01:00 至 02:00、06:00、08:00、14:00 至 15:00 和 18:00 有效吸收了多余能量, 并在负荷高峰时段放电, 缓解了燃气轮机压力。

相比之下, 场景 VII 中, 随着非柔性负荷增加和风光出力下降, VPP 只能依赖购电或增加燃气轮

机出力来维持平衡。因此, 尽管场景 VII 的期货市场收益比场景 I 高 3.2%, 但由于大部分收益集中在期货市场, 购电费用的增加导致整体收益提升有限。因此, 建议在高负荷场景下进一步优化储能设备的使用策略和燃气轮机调度, 以提升 VPP 的整体运营效益。

另一方面场景 VII 比场景 I 碳交易成本提升了约 1.9%, 由上述可知 VII 的期货市场收益比场景 I 提升了 3.2%, 而期货市场的大部分收益来源于燃气轮机, 在期货市场收益提升时, 碳交易成本并没有同比增幅, 这是因为无偿的碳排放配额与该地区的负荷强弱有关, 这就使得燃气轮机在负荷弱时的碳交易成本不会远小于负荷强时的碳成本, 这意味着, 在负荷较强时, 虽然燃气轮机的出力增加, 但碳交易成本并不会大幅增加, 这意味着, 在负荷较强时, 虽然燃气轮机的出力增加, 但碳交易成本并不会大幅增加, VPP 仍然能够保持较高的经济效益。这种策略不仅提高了 VPP 的经济效益, 还增强了其在不同负荷条件下的灵活性和适应能力, 确保了系统的稳定和高效运行。

表 3 多场景下 VPP 的部分运营效益

场景	整体收益/元	期货市场收益/元	日前市场收益/元	碳交易成本/元	惩罚成本/元	购电费用/元	售电费用/元
I	184912	284979	175049	28858	28541	25791	14641
II	51439	379196	-37055	32457	13195	52970	6348
III	152468	335799	101664	31401	17518	43542	8644
IV	77429	334958	3967	32503	22702	42694	8467
V	62220	347831	43	37537	13218	46574	9284
VI	87545	339646	24018	37312	26389	48396	10983
VII	160396	293967	138772	29234	29134	39557	9396

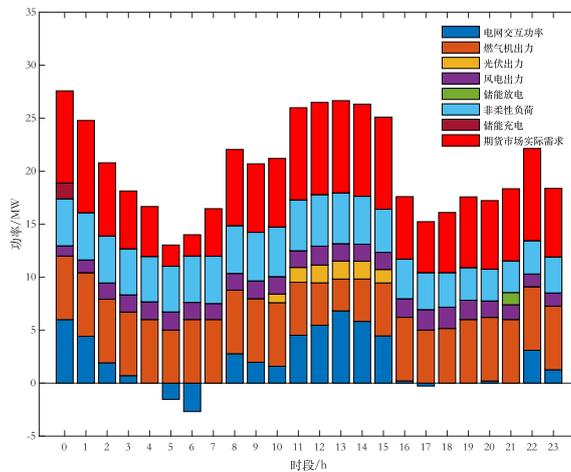


图 11 场景 II 优化调度结果

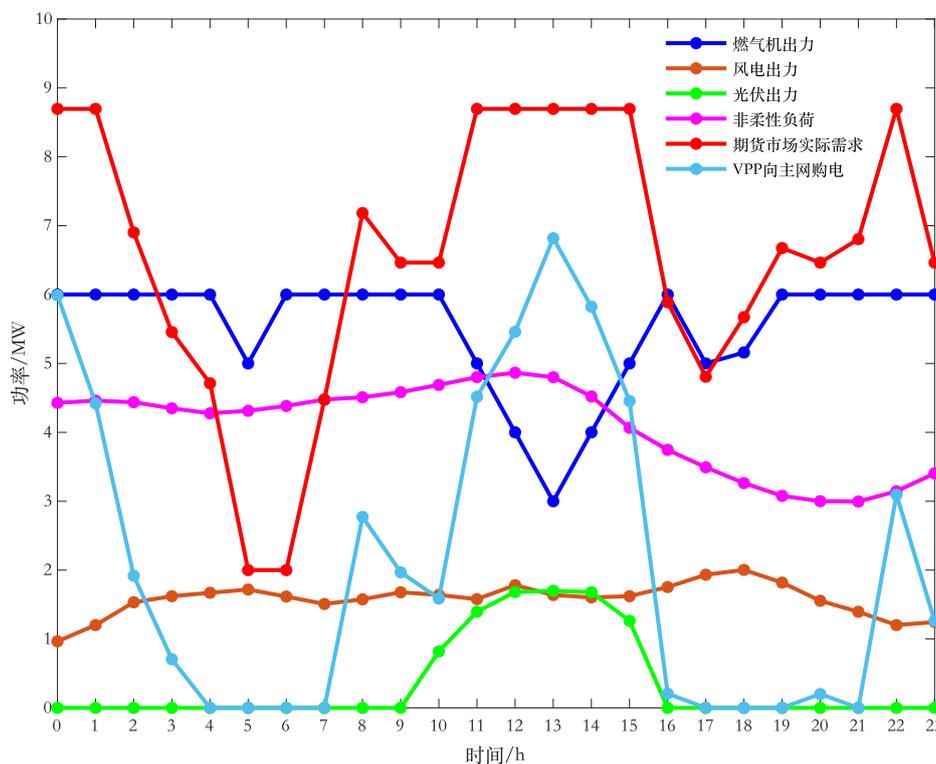


图 12 场景 II 优化调度结果曲线

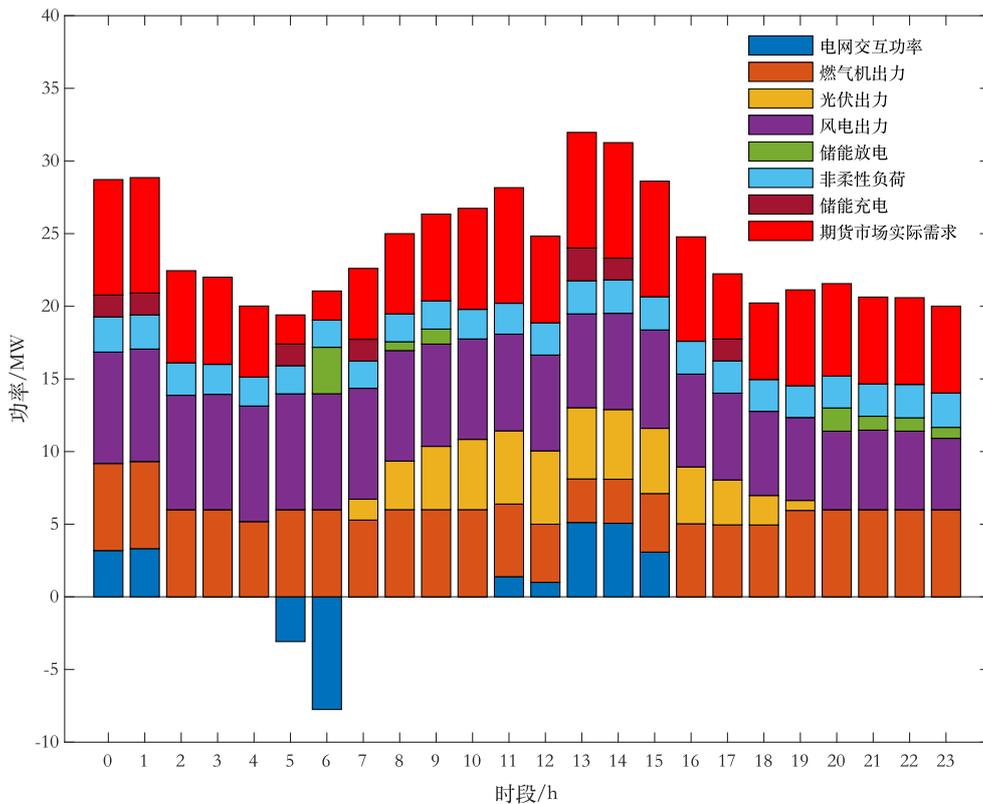


图 13 场景 I 优化调度结果

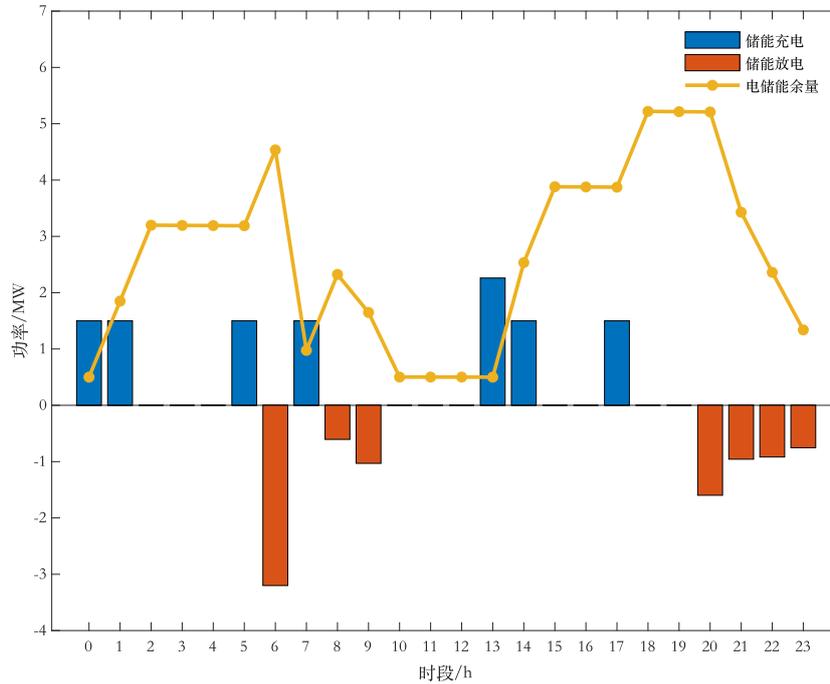


图 14 场景 I 下电储能充放电功率及储能余量变化

对比场景 III 和场景 IV, 在相同负荷下, 场景 III 的整体收益是场景 IV 的 1.9 倍。虽然两个场景的期货市场收益、碳交易成本、购电费用和售电费用相近, 但主要差异在于日前市场的收益。如图 17 所示, 场景 III 在 01:00 到 24:00 的售电功率保持稳定, 大部分时间维持在 4-6MW 之间, 整体波动较小, 且一直处于收益状态。相反, 场景 IV 的售电功率波动较大, 尤其在 08:00 到 6:00 之间, 功率峰值达到 3MW 左右, 但随后逐渐下降, 至 20:00 后几乎降为零。在 01:00 到 07:00 和 18:00 到 24:00, 场景 IV 的售电功率为负, 意味着此时需要购电, 导致负收益。结合图 18 与图 19 可以发现在场景 III (强风弱光) 中, 风力发电占据了较大比重, 而光伏发电由于弱光条件贡献较少。高负荷时段, VPP 需要依赖电网购电和燃气轮机发电来满足需求。在 03:00 到 06:00, 售电功率较低, 主要依靠风电和燃气轮机; 06:00 后, 售电功率逐渐上升并在 07:00 到 10:00 达到高峰, 随后回落, 21:00 到 24:00 再度出现高峰。

相比之下, 在场景 IV (弱风强光) 中, 风力发电贡献较少, 而光伏发电在白天占据较大比重。负荷高峰时, VPP 更多依赖电网购电和燃气轮机维持供需平衡。在 01:00-07:00 和 19:00-24:00, VPP 无法

通过光伏发电满足需求, 需向主网购电; 在 09:00—16:00, 随着光伏出力上升, VPP 则能售电获利。为了缩小两场景的整体收益差距, 建议根据风光发电的预测调整日前市场电价, 并充分利用储能设备, 缓解购电压力和燃气轮机的负担。

4.2.3 不同偏差容忍度下 VPP 运营效益分析

选取场景 VI 来进行分析, 在选取不同的偏差容忍度 x , 对其的整体收益、碳交易成本、购电费用进行分析。

如图 20 所示, 随着偏差容忍度的增加, 整体收益呈现出稳步上升的趋势。当偏差容忍度从 0.1 增加到 0.9 时, 整体收益从 92605 元增加到 98017 元, 增幅约为 5.8%。这表明在更高的偏差容忍度下, VPP 能够更灵活地进行电力调度, 从而增加整体收益。碳交易成本在不同偏差容忍度下变化不大, 基本保持在 37412 元到 37475 元之间。

然而, 在偏差容忍度从 0.5 增加到 0.6 时, 碳交易成本急剧增加。在这个区间内, VPP 可能为了满足电力需求或优化整体收益, 增加了对燃气轮机发电的依赖, 导致碳排放量上升, 从而增加了碳交易成本。这表明在这一范围内需要特别关注碳排放管理。

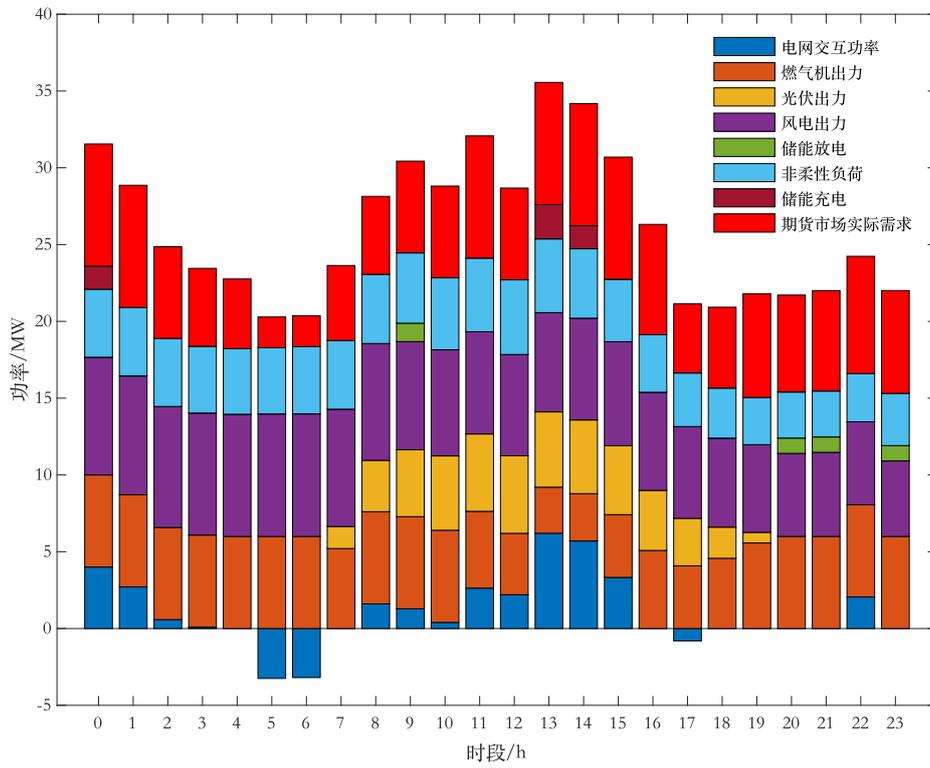


图 15 场景 VII 优化调度结果

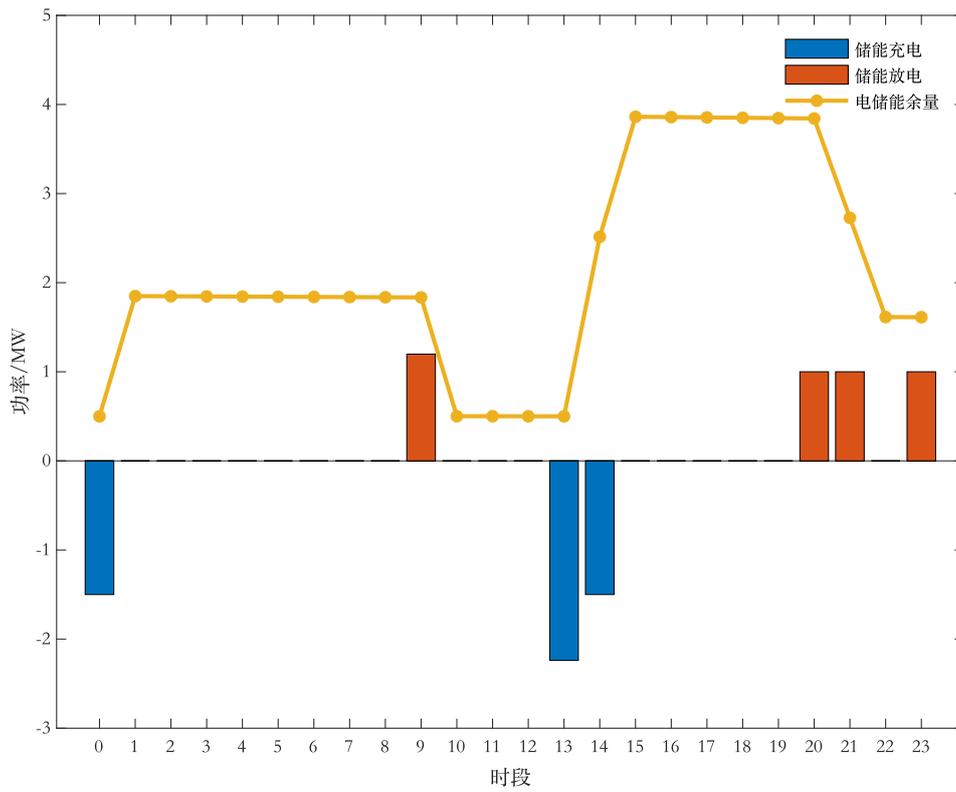


图 16 场景 VII 下电储能充放功率及储能余量变化

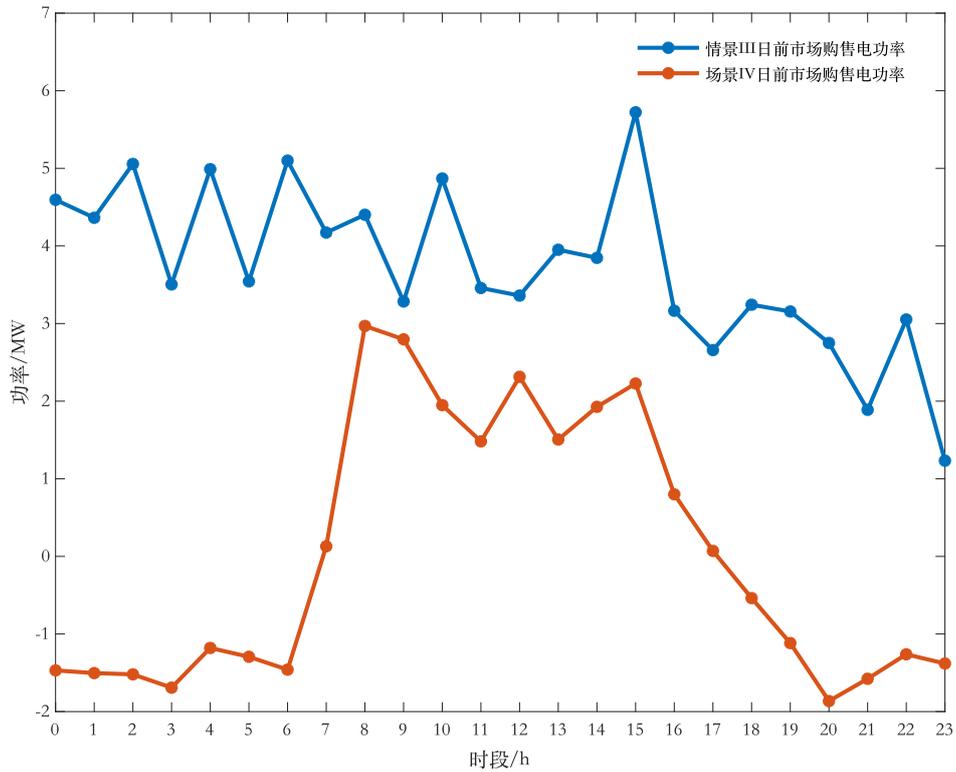


图 17 场景 III 与场景 IV 下日前市场购售电功率对比

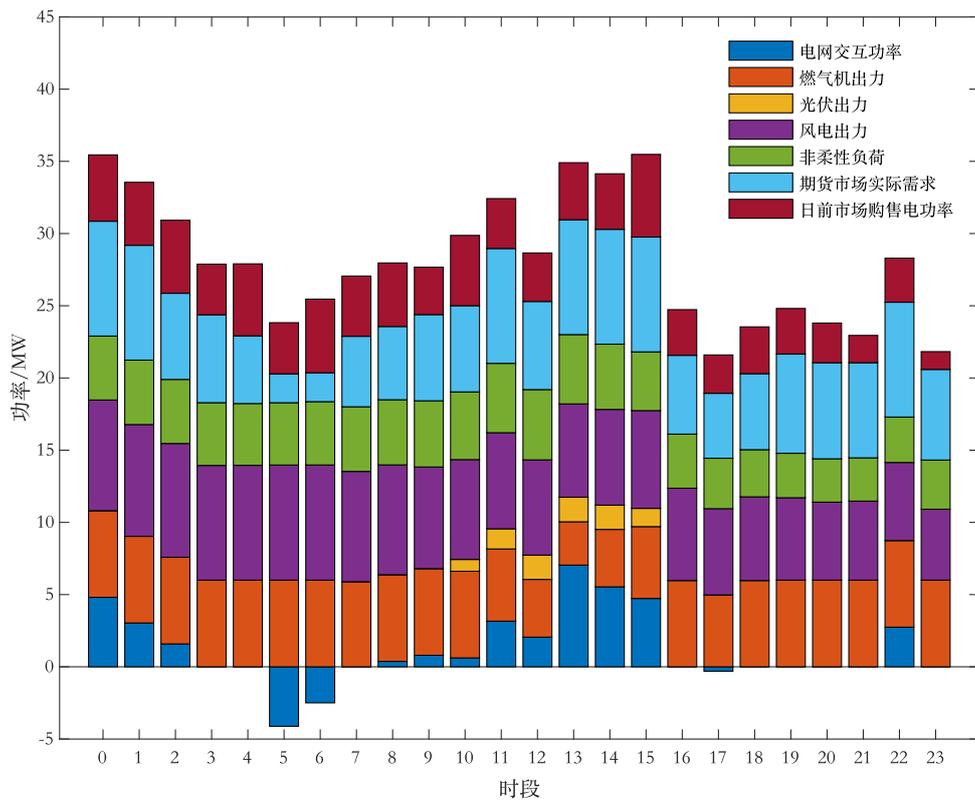


图 18 场景 III 优化调度结果

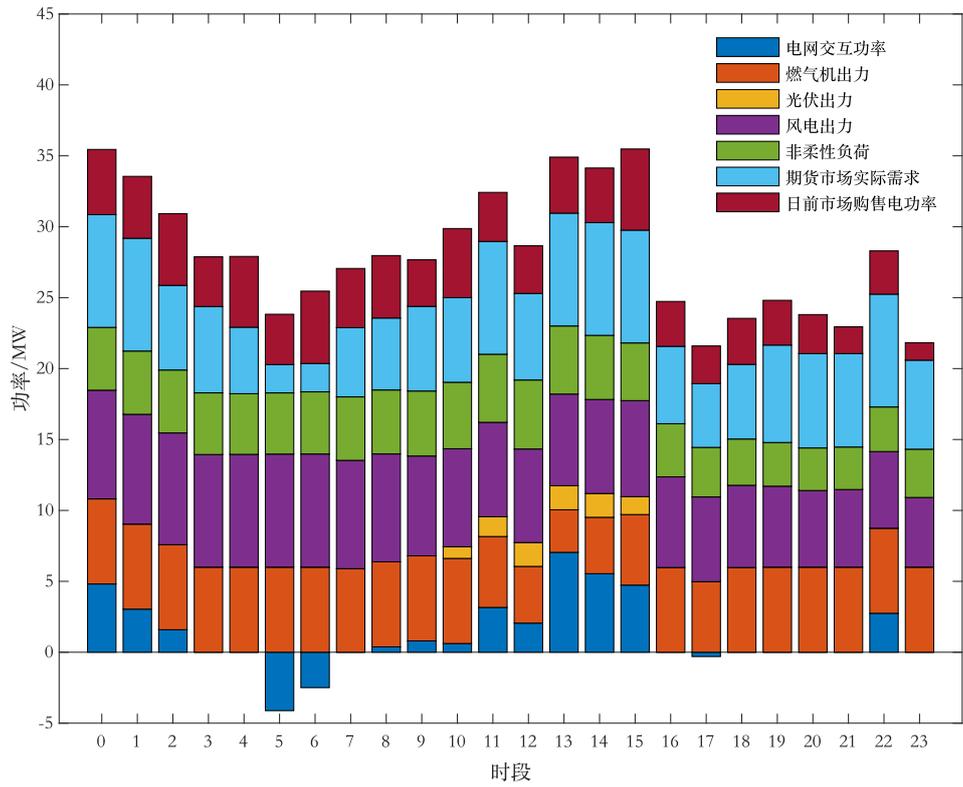


图 19 场景 IV 优化调度结果

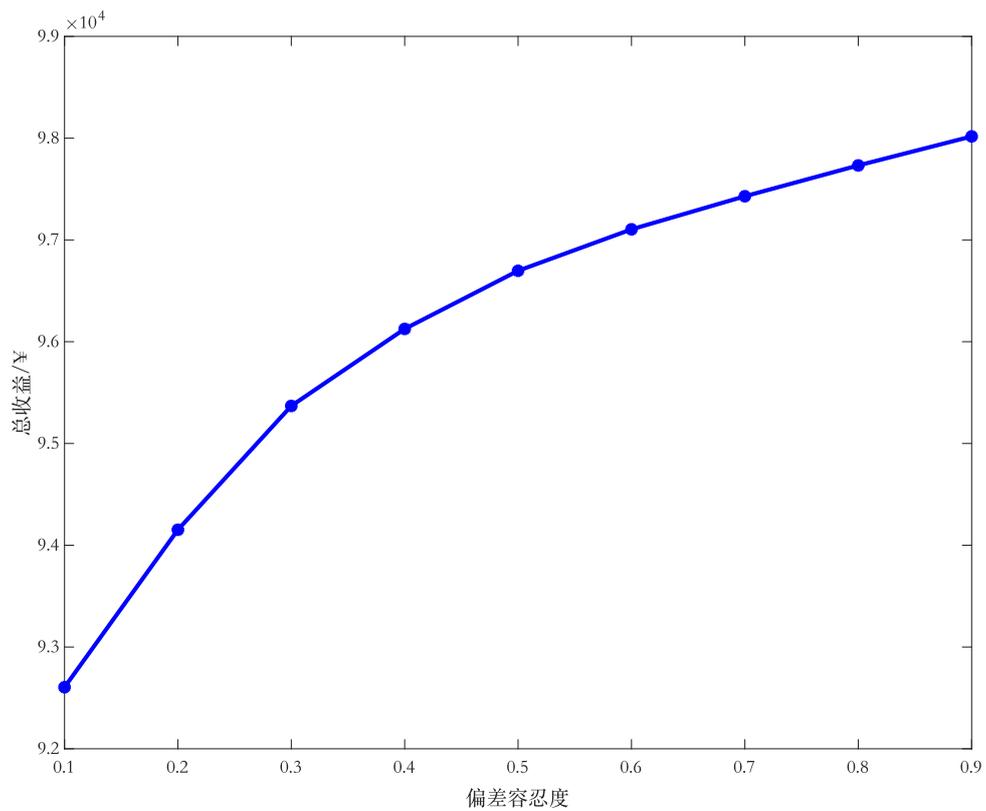


图 20 不同偏差容忍度下 VPP 整体收益变化

表 4 不同偏差容忍度下 VPP 的部分运营效益

偏差容忍度	整体收益/元	碳交易成本/元	购电费用/元
0.1	92605	37412	56288
0.2	94152	37393	53550
0.3	95369	37379	51233
0.4	96126	37368	49570
0.5	96697	37350	49635
0.6	97104	37475	55659
0.7	97429	37455	54249
0.8	97732	37441	53245
0.9	98017	37475	54662

购电费用随着偏差容忍度的增加整体呈下降趋势。当偏差容忍度从 0.1 增加到 0.5 时, 购电费用从 56288 元减少到 49635 元, 下降了约 13.4%。这说明在较高的偏差容忍度下, VPP 可以更有效地利用自身燃气轮机的发电资源, 减少从外部购电的需求, 从而降低购电费用。然而, 当偏差容忍度大于 0.5 时, 购电费用有所回升。这表明在更高的偏差容忍度下, 尽管 VPP 能够更灵活地调度自身的燃气轮机发电资源, 但由于某些高峰时段的需求增加或优化整体收益等因素, 仍需要从外部购电来满足需求。

最后, 虽然整体收益随着偏差容忍度的增加而增加, 但增长速率在逐渐减缓。在 0.1 到 0.4 这一范围内, 增加偏差容忍度对整体收益的提升效果显著, 但超过 0.4 后, 进一步增加偏差容忍度对整体收益的提升效果逐渐减弱。总体而言, 通过合理设置偏差容忍度, VPP 可以实现更高的经济效益和减少购电费用, 但同时需要特别关注在某些区间内可能出现的碳交易成本和购电费用的异常变化, 以实现最佳的运营效益和环境效益平衡。

5 结论

本文提出了基于多场景下的考虑 CVaR 和碳成本的虚拟电厂优化调度策略, 并得到如下结论:

(1) VPP 在参加日前市场时, 会根据风电和光伏的预测进行投标。为衡量不确定性带来的影响以及不同场景下的收益与风险, 本文在 VPP 市场竞争模型中加入了 CVaR 来衡量风电与光伏在不同场景下的波动, 有利于验证优化调度策略的有效性。

(2) 在不同的风光场景下, 虚拟电厂 (VPP) 可以在多市场环境中整合不同的发电资源。在确保分布式燃气轮机出力满足期货市场负荷需求的同时, 利用多余的燃气轮机出力或向主电网购电来平衡其余市场的供需。在此基础上, VPP 能够以较低的运行成本获取较高的运营整体收益。

(3) 在优化调度模型中, VPP 将于碳市场发生交易, 将产生的碳交易成本以及风光不确定性产生的 CVaR 纳入模型中, 有助于充分发挥储能系统的潜力和 VPP 运营商决策能力。通过增加储能系统的出力或选择向上级电网购电以替代燃气轮机的出力, VPP 系统能够更加灵活地进行决策, 从而在应对不同的非柔性负荷场景和风电、光伏不确定性因素时, 提高系统的整体经济性并减少碳排放量。

基于多场景下考虑 CVaR 和碳成本的虚拟电厂优化调度模型, 助力虚拟电厂向更加经济、更低碳的方向发展。随着综合能源和虚拟电厂的不断融合, 本文尚未充分考虑热/冷等能源的调度, 并且仅在典型场景中进行了验证。如何在多市场环境下实现多 VPP 参与多时间尺度的优化调度还有待进一步研究。

参考文献

- [1] 《高举中国特色社会主义伟大旗帜为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》[J]. 九江学院学报(自然科学

- 版), 2023, 38(1): 2.
- [2] 国家能源局组织发布《新型电力系统发展蓝皮书》[J]. 农村电气化, 2023(7): 3.
- [3] 黄震, 谢晓敏, 张庭婷. “双碳”背景下我国中长期能源需求预测与转型路径研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(6): 8-18.
- [4] MINAIA F, KHAN AA, KITMO, 等. Evolution and role of virtual power plants: Market strategy with integration of renewable based microgrids[J/OL]. Energy Strategy Reviews, 2024, 53: 101390.
- [5] 汪洋叶, 赵力航, 常伟光, 等. 基于模型预测控制的虚拟电厂储能系统能量协同优化调控方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(7): 16-22.
- [6] 张天策, 李庚银, 王剑晓, 等. 基于可行域投影理论的新能源电力系统协同运行方法 [J]. 电工技术学报, 2024, 39(09): 2784-2796.
- [7] 李翔宇, 赵冬梅. 分散架构下多虚拟电厂分布式协同优化调度[J]. 电工技术学报, 2023, 38(07): 1852-1863.
- [8] 沈广, 庄晓丹, 孙瑜. 基于需求侧响应的虚拟电厂自动优化调度系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(5): 158-162.
- [9] 刘雨佳, 樊艳芳, 白雪岩, 等. 基于优化计算型区块链系统的虚拟电厂模型与调度策略 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(15): 4178-4191.
- [10] 郑冉, 夏彦辉, 赵学茂, 等. 基于云-边-端协同控制的综合型虚拟电厂[J]. 电气技术, 2023, 24(09): 40-48.
- [11] 张高, 王旭, 蒋传文, 等. 采用双层优化调度的虚拟电厂经济性分析[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2295-2302.
- [12] 段翻, 朱建全, 刘明波. 基于双层模糊机会约束规划的虚拟电厂优化调度[J]. 电工技术学报, 2016, 31(9): 58-67.
- [13] 秦婷, 刘怀东, 王锦桥, 等. 基于碳交易的电—热—气综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 8-13+22.
- [14] 张大海, 负韞韵, 王小君, 等. 计及风光不确定性的新能源虚拟电厂多时间尺度优化调度[J]. 太阳能学报, 2022, 43(11): 529-537.
- [15] 徐康轩, 郭超, 包铭磊, 等. 市场环境下考虑多元不确定性的热电联合虚拟电厂竞标策略[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3354-3365.
- [16] 于东民, 王晓鹏, 孙钦斐, 等. 基于 VPP 碳流计算的多目标多时间尺度优化调度[J]. 智慧电力, 2024, 52(1): 30-38.
- [17] 谢鹏林, 王瑜, 王浙, 等. 基于 CNN-BiLSTM 负荷预测方法的 VPP 低碳调度策略[J]. 华北电力大学学报(自然科学版): 1-10.
- [18] 李虹, 林兰心. 基于碳排放流理论的供需联合优化调度策略[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(11): 1-11
- [19] MOHY-UD-DIN G, MUTTAQI K M, SUTANTO D. A Bi-level Energy Management Model for Energy Transactions from VPP based Integrated Energy Systems under System Uncertainties[C/OL]//2020 IEEE International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES). Jaipur, India: IEEE, 2020: 1-6[2023-11-16].
- [20] Wang Y, Wu X, Liu M, et al. Bidding strategy of the virtual power plant considering green certificates and carbon trading[J]. Energy Reports, 2023, 9: 73-84.
- [21] MASHHOUR E, MOGHADDAS-TAFRESHI S M. Bidding Strategy of Virtual Power Plant for Participating in Energy and Spinning Reserve Markets—Part I: Problem Formulation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 949-956.
- [22] MASHHOUR E, MOGHADDAS-TAFRESHI S M. Bidding Strategy of Virtual Power Plant for Participating in Energy and Spinning Reserve Markets—Part II: Numerical Analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 957-964.
- [23] 祖文静, 杜易达, 李鹏, 等. 计及不确定性与相关性的虚拟电厂参与主辅市场联合交易优化研究[J]. 智慧电力, 2022, 50(10): 70-77+86.
- [24] 税纪钧, 彭道刚, 宋炎侃, 等. 计及风光不确定性含碳排放和碳惩罚的虚拟电厂优化调度策略[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 305-319.
- [25] 景喜平. 计及不确定性的虚拟电厂竞价研究[D]. 广西

大学, 2023.

- [26] 孙辉, 范轩轩, 胡姝博, 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.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS