

# 考虑风险共担的虚拟电厂日前日内 需求响应优化方法

朱江峰<sup>1</sup>, 裴志刚<sup>1</sup>, 陈晓宇<sup>1</sup>, 刘维康<sup>1</sup>, 张志远<sup>1</sup>, 陈佳明<sup>1</sup>, 雷杨<sup>2</sup>

(1. 国网绍兴供电公司, 浙江省绍兴市 312000; 2. 安徽大学电气工程与自动化学院, 合肥市 230039)

**摘要:**【目的】随着能源短缺和环境污染的双重压力,对可持续能源解决方案的需求日益增长,针对高比例风光并网系统中由可再生能源高不确定性引发的调度风险,以及柔性负荷参与需求响应的积极性、经济效益公平分配与系统风险共担难题,提出一种考虑风险共担的虚拟电厂日前日内需求响应优化方法。【方法】通过构建日前日内协同调度策略,有效应对可再生能源的不确定性,同时引入动态激励系数的改进准线性需求响应机制,引导柔性负荷精细化响应电网需求;建立融合条件风险价值的调度模型,量化并优化风光波动风险损失;提出融合风险偏好与响应积极性的改进 Shapley 值收益分配模型,确保柔性负荷资源经济效益公平分配与风险共担。【结果】该方法能够显著提高虚拟电厂的调度效率和市场竞争力,具有广泛的应用潜力和可观的经济效益。【结论】所提方法有效解决了高比例新能源虚拟电厂中柔性负荷协同响应、风险量化与公平共担的难题,显著提升了系统的调度效率和抗风险能力。

**关键词:** 日前日内时间尺度;改进准线性需求响应;条件风险价值;风险偏好;Shapley 值分配;风险共担;虚拟电厂

中图分类号: TM73

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)02-0124-12

DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2026.02.010

## Risk-Sharing-Considered Oriented Optimization Approach for Day-Ahead and Intra-Day Demand Response in Virtual Power Plants

ZHU Jiangfeng<sup>1</sup>, PEI Zhigang<sup>1</sup>, CHEN Xiaoyu<sup>1</sup>, LIU Weikang<sup>1</sup>, ZHANG Zhiyuan<sup>1</sup>,  
CHEN Jiaming<sup>1</sup>, LEI Yang<sup>2</sup>

(1. State Grid Shaoxing Power Supply Company, Shaoxing 312000, Zhejiang Province, China; 2. College of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230039, China)

**ABSTRACT:** [Objective] Amidst the dual pressures of energy scarcity and environmental pollution, the demand for sustainable energy solutions is growing rapidly. To address the dispatch risks caused by the high uncertainty of renewable energy in power systems with high wind and solar penetration, as well as the challenges regarding the willingness of flexible loads to participate in demand response (DR), the fair allocation of economic benefits, and the sharing of system risks, this paper proposes a day-ahead and intra-day DR optimization method for virtual power plants (VPPs) considering risk sharing. [Methods] A coordinated scheduling strategy bridging day-ahead and intra-day stages is constructed to effectively mitigate the uncertainty of renewable energy. Furthermore, an improved quasi-linear DR mechanism with dynamic incentive coefficients is introduced to guide flexible loads in providing refined responses to grid requirements. A dispatch model incorporating the conditional value-at-risk (CVaR) is established to quantify and optimize the risk losses caused by wind and solar power fluctuations. Moreover, an improved Shapley value-based revenue allocation model, which integrates risk preferences and response enthusiasm, is proposed to ensure the fair distribution of economic benefits and the sharing of risks among flexible load resources. [Results] The proposed method demonstrates significant potential in improving the dispatch efficiency and market competitiveness of VPPs, offering broad application prospects and considerable economic benefits. [Conclusions] The proposed method effectively resolves the challenges of collaborative response, risk quantification, and fair risk sharing for flexible loads within high-renewable-penetration VPPs. It significantly enhances the system's dispatch efficiency and risk resistance capability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China Youth Program (No. 52407074) and Anhui Provincial Natural Science Foundation Youth Program (No. 2308085QE177).

**KEYWORDS:** day-ahead and intra-day timescales; improved baseline-based improvement of collinear demand response; conditional value-at-risk; risk preferenceappetite; Shapley value-based benefit allocation; risk sharing; virtual power plant

## 0 引言

随着化石燃料的逐渐枯竭和环境污染的加剧,对可持续能源解决方案的需求日益迫切<sup>[1]</sup>。分布式发电,尤其是风电和光伏,因其固有的波动性和不稳定性,需要通过储能系统和虚拟电厂(virtual power plant, VPP)来提高其稳定性和可靠性<sup>[2-3]</sup>。VPP通过集成分散的发电、用电和储能资源,利用先进的信息通信技术进行集中管理。这种管理方式能够优化能源分配,提高能源利用效率,增强电网的适应性,从而促进电力行业的持续发展。

现有研究集中探索VPP中分布式能源资源(distributed energy resources, DERs)的优化调度策略和电力市场竞争方法。文献[4]聚焦于风-光-储微网,旨在将包含储能和电网交互成本的综合运行成本最小化,采用粒子群算法求解。但其存在局部最优和搜索效率低的问题,影响结果稳定性。文献[5]考虑风、光等多种能源,以最小化运行和污染成本为目标,使用量子遗传算法进行调度。同样面临智能算法的固有缺陷,存在局部最优和搜索效率低的问题,影响结果的稳定性。文献[6]针对风电不确定性,采用Cplex求解器优化冷热电联产型微网的前日调度。虽提升了求解精度,但未考虑需求侧资源的协同作用。文献[7]为提高经济性,针对大规模风电并网挑战,构建了考虑系统灵活性的随机优化模型,但未涉及风险成本的量化与分配。上述研究虽为VPP调度提供了理论基础,但均未将需求侧响应与风险共担纳入调度框架,难以充分发挥柔性负荷的调节潜力。

当前研究主要从需求侧管理角度出发,提升电力系统的运行效率和经济性。需求响应(demand response, DR)通过经济和技术手段调整电力消费,增强供需互动,缓解调峰压力,提高系统灵活性。文献[8]结合热电联产微网和DR,引入条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)评估不确定性风险,构建了两阶段调度模型。文献[9]以低碳和新能源利用率为优化目标。文献[10]基于碳交易机制,考虑需求侧响应进行日前优化调度。文献[11]探讨了分时电价对负荷响应的影响,证实了DR在新能源消纳中的作用。上述研究在激励机制灵活性方面存在局限,激励系数缺乏对实时负荷偏差及市场供需状

况的动态响应能力,不利于柔性负荷响应积极性的充分调动;需求侧资源在增强系统灵活性方面的价值未被有效利用,其响应与电力系统全局优化调度的整合不足,限制了需求响应提升系统运行效率和经济性的潜力。更关键的是,收益分配机制的缺失构成显著短板;在涉及多种风险偏好参与者的场景中,缺乏公平的收益分配方案难以保障各方参与的积极性与持续性。

为了提升微网系统的运行效率和经济性,研究开始关注多时间尺度的优化调度方法。这些方法通过日前和日内调度,更精确地应对源荷预测的不确定性,提高系统的灵活性和控制精度<sup>[12]</sup>。文献[13]针对风电并网挑战,提出了储能与火电联合调峰的双级滚动优化模型。文献[14]考虑了可再生能源的波动性,提出了多能灵活性的多时间尺度调度策略,通过日前和日内滚动优化模型,减少了系统功率波动。文献[13-14]虽然考虑了多时间尺度调度,但未充分结合DR机制,难以充分发挥需求侧资源的灵活性。文献[15]结合DR和广义储能单元,构建了日前-日内多时间尺度源荷互动优化决策模型,增强了源荷互动效果,但未考虑风险评估和收益分配机制。文献[16]则针对风电消纳问题,提出了电热联合系统的源-荷多时间尺度协调调度策略,但未涉及收益分配机制,也未考虑不同参与者的风险偏好。

在电力市场环境中,VPP通常采用集中优化或博弈互动策略来协调分散式资源<sup>[17-20]</sup>。集中优化通过联盟提高执行效率,但公平分配收益和确保用户参与度是主要挑战。文献[21]使用Vickrey-Clarke-Grove(VCG)机制合理分配效益,但VCG机制会产生计算复杂度高和激励兼容性问题以及在处理不确定性时,缺乏对风险偏好的考虑,难以确保在动态市场环境下的公平性和稳定性。文献[22]采用Nash-Harsanyi机制确保贡献公正反映,但可能存在多个均衡解,导致实际应用中的不确定性和复杂性增加。文献[23]基于改进的Shapley法,以合作博弈形式增强联盟稳定性,但该方法主要关注联盟内部的稳定性,缺乏对个体风险偏好的考虑。文献[24]建立一个考虑个体风险偏好的差异性收益共享和风险共担机制,但未涉及多时间尺度调度策略,难以应对实时运行中的动态不确定性。

综上所述,现有研究在VPP优化调度与DR方面

取得了显著进展,但在协调解决高比例风光并网下柔性负荷响应积极性、DR 收益分配公平性以及风光波动风险共担方面,仍存在短板。多数研究未将多时间尺度调度与需求响应深度融合,难以应对实时动态不确定性;激励机制灵活性不足,缺乏对实时负荷偏差及市场供需的动态响应,不利于柔性负荷响应积极性的调动;收益分配机制缺失,难以保障多风险偏好参与者积极性与持续性;风险评估多集中于单一指标,缺乏对风险偏好与收益分配的综合考量,难以实现公平共担。针对上述问题,本文提出一种考虑风险共担的虚拟电厂日前日内需求响应优化方法。构建日前日内协同调度与改进准线型需求响应机制,提升系统运行效率与灵活性;引入动态激励系数等,引导柔性负荷精细化响应电网需求;建立融合 CVaR 的调度模型,量化优化风光波动风险损失;提出改进 Shapley 值收益分配模型,综合考虑风险偏好与响应积极性,实现公平分配与共担。

为了验证本文所提方法的有效性,构建基于浙江绍兴某园区的仿真模型,包含工业负荷、空调负荷和电动汽车等多种柔性负荷资源,提出了一种考虑风险共担的 VPP 日前日内 DR 优化方法,涵盖源、荷、储三个方面。日前阶段,利用风、光、负荷预测数据,结合改进的准线型 DR 奖励机制,调整负荷曲线以提高源-荷互动效率,日调度成本最小化为目标,引入 CVaR 评估风险损失,并结合考虑风险态度的 Shapley 值模型进行收益分配,确保柔性负荷资源公平分享 DR 经济效益。日内阶段,根据更精确的 15 min 预测数据,采用实时滚动优化策略修正日前调度方案。相较于传统 DR 策略,该方法具有更广泛的应用潜力和更高的经济效益,改进准线型 DR 易于被用户接受,共享-共担机制提高了 VPP 与资源的协作效率。

## 1 源-荷-储 VPP 模型

### 1.1 激励机制

为实现电力供应的稳定性和调峰目标,电网公司通过发布负荷准线为市场参与者提供用电调整的参考标准,市场主体通过实时调整负荷曲线以匹配负荷准线,从而优化用电模式并获得经济激励。这种激励机制的“动态”特性体现在激励系数能够根据负荷曲线与准线的贴合程度动态调整,引导市场主体灵活响应电网需求,确保负荷曲线与电网公司设定的负荷准线尽可能吻合。

#### 1.1.1 相似度指标

欧氏距离  $d$  可用来衡量经过标准化处理的负荷曲线与负荷准线之间的接近程度。欧氏距离越小,

相似度指标越大。通过指数函数,欧氏距离变大时,相似度指标的下降速度变快,从而获得的响应激励越低。

$$d = \sqrt{\sum_t^T (P_{L,t}^* - P_t^*)^2} \quad (1)$$

$$\chi = 1 - \nu e^{-\lambda d} \quad (2)$$

式中: $P_{L,t}^*$  和  $P_t^*$  分别为市场主体和电网第  $t$  时段的用电负荷比例; $\chi$  为市场主体与负荷准线的相似度指标; $\nu$  为调节因子,用于强化负荷曲线与准线的相似度对激励的影响; $\lambda$  为衰减系数,用于调节负荷曲线与准线相似度对激励的影响。通过调整  $\lambda$  值,可灵活控制相似度指标对欧氏距离变化的敏感度。较大的  $\lambda$  值使得模型对负荷曲线与负荷准线之间的小差异更加敏感,从而能够更严格地要求两者之间的接近程度。

#### 1.1.2 响应激励模型

传统准线型 DR<sup>[25]</sup> 通过设定全天基准负荷曲线,激励市场主体调整用电模式以接近该曲线,从而获得奖励。本文提出的改进准线型 DR 机制在传统准线型 DR 的基础上,引入动态激励系数、衰减系数和实时负荷偏差调整机制。动态激励系数在日内滚动优化中作为内生决策变量,其值根据实时负荷偏差动态调整。该机制使激励强度自适应系统状态,实现“高偏差低激励”的调控。具体而言,市场主体通过实时调整负荷曲线以匹配电网公司设定的负荷准线,可以获得相应的经济激励  $M^{\text{award}}$ :

$$M^{\text{award}} = \delta^b \chi P^D \quad (3)$$

$$\delta^b = \delta_0 \left( 1 - \frac{|P_{L,t}^* - P_t^*|}{P^D} \right) \quad (4)$$

式中: $\delta^b$  为动态激励系数,其值根据实时负荷偏差和市场供需情况进行动态调整; $P^D$  为市场主体在调度周期内的总响应量; $\delta_0$  为基准激励系数。该改进机制能够更灵活地引导市场主体响应电网需求,提高源-荷互动效率。

### 1.2 基于 CVaR 的风险损失度量

CVaR 方法可通过风光出力和负荷的历史数据构建概率预测模型,生成风光出力场景,量化风电与光伏的出力不确定性,并基于拉丁超立方抽样方法<sup>[26]</sup>生成的风险场景计算 CVaR 值,从而评估波动下的系统风险。本文通过引入 CVaR,评估新能源波动带来的风险,并优化调度方案。

由于风力发电的波动性导致实际发电量与预期存在偏差,这种偏差对电网影响显著,需关注其平均程度及发生概率。条件风险值能同时反映偏差大小和发生可能性。风电输出偏差定义如下:

$$f(P_{Wjt}, P_{Rjt}) = |P_{Wjt} - P_{Rjt}| \quad (5)$$

式中: $P_{Wjt}$ 、 $P_{Rjt}$ 为风电的计划出力和实际出力。

在给定的置信水平 $\beta$ 下,风电出力偏差的风险价值表示为:

$$C_{\text{CVaR}}(P_{Wjt}) = E[f(P_{Wjt}, P_{Rjt}) | f(P_{Wjt}, P_{Rjt}) \geq V_{\text{VaR}}(P_{Wjt})] = \frac{1}{1-\beta} \int_{f(P_{Wjt}, P_{Rjt}) \geq V_{\text{VaR}}(P_{Wjt})} f(P_{Wjt}, P_{Rjt}) f(P_{Rjt}) dP_{Rjt} \quad (6)$$

光伏发电的不确定性同样会导致实际输出与计划输出存在偏差,其输出偏差的计算方法与风电一致,具体定义如下:

$$f(P_{Vit}, P_{Rit}) = |P_{Vit} - P_{Rit}| \quad (7)$$

式中: $P_{Vit}$ 、 $P_{Rit}$ 为光伏的计划出力和实际出力。实际输出为随机变量,计划输出为可调参数。在某置信水平下,风电或光伏输出偏差能够有效表示其发电不确定性。

### 1.3 收益共享模型

VPP聚合各类柔性负荷资源,动态调整各柔性负荷的运行状态。柔性负荷整体获得收益如下:

$$M^{\text{award},s} = (1 - \phi^{\text{award}}) M^{\text{award}} \quad (8)$$

式中: $M^{\text{award},s}$ 为柔性负荷整体获得收益; $\phi^{\text{award}}$ 为VPP的收益比例。

本文利用风险偏好的Shapley值法在柔性负荷间进行收益分配,将参与者的风险偏好纳入收益分配计算。 $R(S)$ 为柔性负荷整体获得收益, $R(S \cup \{i\}) - R(S)$ 表示参与者 $i$ 对于子集 $S$ 的边际贡献。对于风险态度因子 $\theta_i$ ,是根据参与者的响应意愿与风险偏好调查数据确定,对于响应积极度高的主体,若其风险偏好为中性或偏好,可适当降低,以提高其边际贡献权重;对于响应积极度低的风险厌恶型主体,保持基准值或适度上调,反映其风险承担能力与响应意愿的匹配性。参与者 $i$ 的风险加权边际贡献表示为:

$$M_i(S) = (1 - \theta_i) [R(S \cup \{i\}) - R(S)] \quad (9)$$

$(1 - \theta_i)$ 用于调整边际贡献,反映参与者 $i$ 的风险偏好。如果 $\theta_i$ 较大,表示参与者较为风险厌恶,可能会减少其边际贡献的权重。参与者 $i$ 的Shapley值考虑风险态度表示为:

$$\psi_i = \sum \frac{|S|!(n - |S| - 1)!}{n!} \cdot \ell \cdot M_i(S) \quad (10)$$

式中: $\psi_i$ 为参与者 $i$ 应得的公平收益分配; $n$ 为聚合柔性负荷总数; $|S|$ 为子集 $S$ 中参与者数量; $\ell$ 为基于改进负荷准线的风险调整系数。

响应积极度取决于VPP分配利益 $\psi_i$ 与不加入

VPP聚合的收益 $\psi_i^m$ 的关联性,通过指数函数将两者关系归一化至 $[0,1]$ 区间:

$$\lambda_i = \lambda_0 \left( 1 - e^{-\frac{\psi_i - \psi_i^m}{\beta \psi_i^m}} \right) \quad (11)$$

式中: $\lambda_i$ 为响应积极度; $\lambda_0$ 为初始响应积极度系数; $\beta$ 为响应系数。

### 1.4 日前日内时间尺度优化及协同决策框架

VPP作为一个新兴的智能管理模式,有效聚合了包括风电、光伏、电动汽车、空调、储能系统和工业负荷等分散式资源,以响应电网公司的准线型需求。该方法包含日前优化和日内优化两个阶段,其中日前优化侧重于根据预测数据制定计划,而日内优化则侧重于根据实时数据进行调整,以应对新能源的不确定性并确保负荷曲线与电网公司的负荷准线相匹配。整体框架如图1所示。

## 2 VPP日前日内需求响应决策

### 2.1 基于CVaR的日前调度阶段

#### 2.1.1 日前优化目标函数

日前调度优化旨在最小化日调度总成本,数学模型包括:1)动态响应激励;2)VPP卖电收益与买电成本;3)ES的运维成本;4)工业用户转移负荷的补偿成本。日前优化目标函数为:

$$\min C = C^{\text{buy}} + C^{\text{ES}} + C^{\text{TL}} - M^{\text{award}} - M^{\text{sale}} + C_{\text{CVaR}}(P_t^{\text{W}} + P_t^{\text{V}}) \quad (12)$$

$$\begin{cases} M^{\text{sale}} = \sum_t^T p_t^{\text{price}} \left( \sum_i^{n^{\text{EV}}} P_{i,t}^{\text{EV}} + \sum_i^{n^{\text{AC}}} P_{i,t}^{\text{AC}} + P_t^{\text{r}} + P_t^{\text{ch}} + P_t^{\text{dis}} \right) \\ C^{\text{buy}} = \sum_t^T p_t^{\text{price}} P_t^{\text{buy}} + (1 + \tau^{\text{re}}) (p^{\text{W}} \sum_t^T P_t^{\text{W}} + p^{\text{V}} \sum_t^T P_t^{\text{V}}) \\ C^{\text{ES}} = \sum_t^T \gamma^{\text{ES}} (P_t^{\text{ch}} - P_t^{\text{dis}}) \\ C^{\text{TL}} = \frac{1}{2} \sum_t^T \gamma^{\text{TL}} |\Delta P_t^{\text{TL}}| \end{cases} \quad (13)$$

式中: $C$ 为日前成本; $M^{\text{sale}}$ 、 $C^{\text{buy}}$ 分别为VPP卖电收益与买电成本; $C^{\text{ES}}$ 为储能系统的充放电成本; $C^{\text{TL}}$ 为转移负荷的补偿成本; $C_{\text{CVaR}}$ 为风光不确定性可能导致的经济损失,详见附录式(A1)~(A3); $n^{\text{EV}}$ 、 $n^{\text{AC}}$ 为电动汽车、空调的数量; $p_t^{\text{price}}$ 、 $p^{\text{W}}$ 、 $p^{\text{V}}$ 分别为向电网公司、风电、光伏购电价格; $P_t^{\text{buy}}$ 、 $P_t^{\text{W}}$ 、 $P_t^{\text{V}}$ 为VPP向电网公司、风电、光伏购电量; $\tau^{\text{re}}$ 为新能源的电价激励; $\gamma^{\text{ES}}$ 为储能系统运维成本系数; $P_t^{\text{ch}}$ 、 $P_t^{\text{dis}}$ 为储能系统的充放电功率; $\gamma^{\text{TL}}$ 为工业负荷的成本系数; $\Delta P_t^{\text{TL}}$ 为工业负荷的响应功率。

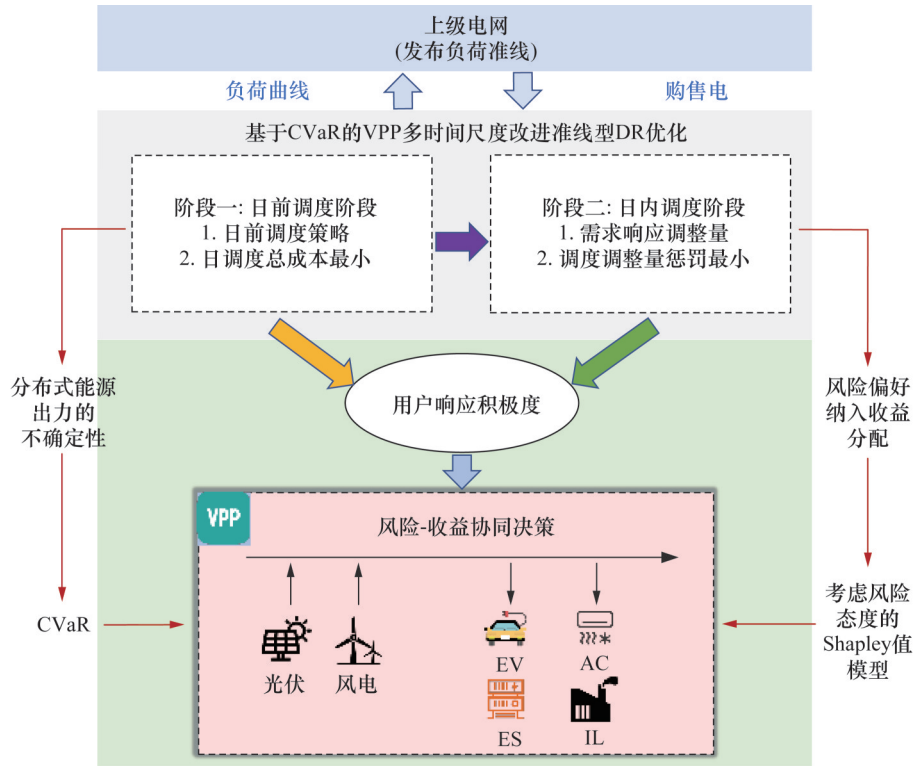


图 1 整体框架

Fig. 1 Overall framework

## 2.1.2 日前优化约束条件

### 1) 功率平衡约束:

$$P_t^{\text{buy}} + P_t^{\text{W}} + P_t^{\text{V}} + P_t^{\text{dis}} = \sum_i^{n^{\text{EV}}} P_{i,t}^{\text{EV}} + \sum_i^{n^{\text{AC}}} P_{i,t}^{\text{AC}} + P_t^{\text{TL}} + P_t^{\text{ch}} \quad (14)$$

式中:  $P_{i,t}^{\text{EV}}$  为电动汽车用户  $i$  在  $t$  时刻的充电功率最大值;  $P_{i,t}^{\text{AC}}$  为空调在  $t$  时刻的功率;  $n^{\text{EV}}$ 、 $n^{\text{AC}}$  分别为电动汽车和空调的数量。

### 2) 新能源输出功率约束:

$$\begin{cases} 0 \leq P_t^{\text{W}} \leq P_t^{\text{W}0} \\ 0 \leq P_t^{\text{V}} \leq P_t^{\text{V}0} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $P_t^{\text{W}0}$  为风力发电最大值;  $P_t^{\text{V}0}$  为光伏发电最大值。

### 3) 电动汽车约束。

通过电动汽车的日常行驶距离  $L$ , 估算所需的电量  $Q_i^{\text{end}}$ :

$$\begin{cases} Q_i^{\text{end}} = \frac{Q^{\text{EV, km}} L}{100 \eta^{\text{EV, ch}}} \\ f(L) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} S \sigma} e^{-\frac{(\ln S - \mu)^2}{2\sigma^2}} \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\eta^{\text{EV, ch}}$  为转化效率;  $Q^{\text{EV, km}}$  为单位千米的消耗电量;  $L$  表示日行驶里程数;  $\mu$ 、 $\sigma$  分别为  $f(L)$  的平均值和方差,  $\mu$  取 2.98,  $\sigma$  取 1.14。

考虑用户对 DR 的参与度, EV 的充电量应在合理区间内, 保障用户日常出行需求, 满足如下约束:

$$\begin{cases} (1 - \lambda_i^{\text{EV}}) Q_i^{\text{leave}} \leq Q_i^{\text{end}} \leq Q_i^{\text{leave}} \\ 0 \leq P_{i,t}^{\text{EV}} \leq P_i^{\text{EV, max}} \\ Q_i^{\text{leave}} = \sum_t \eta_i^{\text{EV}} P_{i,t}^{\text{EV}} \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $\lambda_i^{\text{EV}}$  为电动汽车用户  $i$  的响应度;  $Q_i^{\text{leave}}$  为电动汽车用户  $i$  驶离电量;  $P_i^{\text{EV, max}}$  为电动汽车用户  $i$  在  $t$  时刻的充电功率最大值;  $\eta_i^{\text{EV}}$  为充电效率。

### 4) 空调约束。

为确保室内环境舒适, 公共建筑的温度需控制在适宜区间, 其基本热平衡模型为:

$$\begin{cases} (1 - \lambda_i^{\text{AC}}) T_{i,t}^{\text{in, min}} \leq T_{i,t}^{\text{in}} \leq (1 + \lambda_i^{\text{AC}}) T_{i,t}^{\text{in, max}} \\ 0 \leq P_{i,j,t}^{\text{AC}} \leq P_i^{\text{AC, max}} \\ T_{i,t+1}^{\text{in}} = T_t^{\text{out}} - (T_t^{\text{out}} - T_{i,t}^{\text{in}}) \left(1 - \frac{\Delta t}{R_i C_i}\right) \\ T_{i,t+1}^{\text{in}} = T_t^{\text{out}} - R_i \sum_{j \in i} P_{i,j,t}^{\text{AC}} + \\ (T_t^{\text{out}} + R_i \sum_{j \in i} P_{i,j,t}^{\text{AC}} - T_{i,t}^{\text{in}}) \left(1 - \frac{\Delta t}{R_i C_i}\right), j \in i \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $T_{i,t}^{\text{in}}$ 、 $T_{i,t}^{\text{in, max}}$  与  $T_{i,t}^{\text{in, min}}$  分别为建筑  $i$  室内  $t$  时刻环境温度、人体舒适温度的最大值与最小值;  $\lambda_i^{\text{AC}}$  为建筑  $i$  响应度;  $P_{i,j,t}^{\text{AC}}$ 、 $P_i^{\text{AC, max}}$  分别为建筑  $i$  在  $t$  时刻空调的制冷功率及最大值;  $R_i$  和  $C_i$  为建筑  $i$  的等效热阻和热容。

### 5) 储能约束:

$$\begin{cases} Q_{t+1} = Q_t + (P_t^{\text{ch}} \eta^{\text{ch}} + \frac{P_t^{\text{dis}}}{\eta^{\text{dis}}}) \Delta t \\ S_t^{\text{SOC}} = \frac{Q_t}{Q} \end{cases} \quad (19)$$

$$\begin{cases} S_t^{\text{SOC, min}} \leq S_t^{\text{SOC}} \leq S_t^{\text{SOC, max}} \\ 0 \leq P_t^{\text{ch}} \leq u_t^{\text{ch}} P^{\text{ch, max}} \\ -u_t^{\text{dis}} P^{\text{dis, max}} \leq P_t^{\text{dis}} \leq 0 \\ u_t^{\text{ch}} + u_t^{\text{dis}} \leq 1 \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $Q_t$ 、 $S_t^{\text{SOC}}$  分别为ES在  $t$  时刻电量及荷电状态;  $Q$  为额定容量;  $P_t^{\text{ch}}$ 、 $P_t^{\text{dis}}$  分别为充放电功率;  $S_t^{\text{SOC, max}}$ 、 $S_t^{\text{SOC, min}}$  分别表示荷电状态上下限;  $P^{\text{ch, max}}$ 、 $P^{\text{dis, max}}$  分别表示充放电功率的最大值;  $u_t^{\text{ch}}$ 、 $u_t^{\text{dis}}$  均为0-1状态变量, 取值为1时表示进行充放电, 为0时不进行充放电。

6) 工业负荷约束:

$$\begin{cases} P_t^{\text{TL}} = P_t^{\text{be}} + \Delta P_t^{\text{TL}} \\ \sum_t P_t^{\text{be}} = \sum_t P_t^{\text{TL}} \\ -(1 + \lambda^{\text{be}}) \Delta P_t^{\text{TL, out, max}} \leq \Delta P_t^{\text{TL}} \leq (1 + \lambda^{\text{be}}) \Delta P_t^{\text{TL, in, max}} \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $P_t^{\text{be}}$ 、 $\Delta P_t^{\text{TL}}$ 、 $P_t^{\text{TL}}$  分别为工业负荷初始功率、转移响应功率和转移响应后的功率;  $\lambda^{\text{be}}$  为工业负荷响应度;  $\Delta P_t^{\text{TL, in, max}}$ 、 $\Delta P_t^{\text{TL, out, max}}$  分别为工业负荷可转入、可转出功率上限。

## 2.2 基于CVaR的日内调度阶段

### 2.2.1 日内优化目标函数

为充分发挥日前调度计划的指导意义, 日内滚动优化旨在最小化与日前计划的偏差, 将偏差量作为惩罚项纳入目标函数, 以实现周期内总惩罚  $C_0$  最小化。

$$\min C_0 = \Delta P^{\text{AC}} \kappa^{\text{AC}} + \Delta P^{\text{EV}} \kappa^{\text{EV}} + \Delta P^{\text{buy}} \kappa^{\text{buy}} + \Delta P^{\text{W}} \kappa^{\text{W}} + \Delta P^{\text{V}} \kappa^{\text{V}} + \Delta P^{\text{tr}} \kappa^{\text{tr}} + \Delta P^{\text{ES}} \kappa^{\text{ES}} \quad (22)$$

$$\begin{cases} \Delta P^{\text{AC}} = \sum_{t=1}^T |P_t^{\text{AC}} - P_{t_b}^{\text{AC}}|, \Delta P^{\text{EV}} = \sum_{t=1}^T ||P_t^{\text{EV}}| - |P_{t_b}^{\text{EV}}|| \\ \Delta P^{\text{W}} = \sum_{t=1}^T |P_t^{\text{W}} - P_{t_b}^{\text{W}}|, \Delta P^{\text{V}} = \sum_{t=1}^T |P_t^{\text{V}} - P_{t_b}^{\text{V}}| \\ \Delta P^{\text{tr}} = \sum_{t=1}^T ||P_t^{\text{tr}}| - |P_{t_b}^{\text{tr}}||, \Delta P^{\text{ES}} = \sum_{t=1}^T ||P_t^{\text{ES}}| - |P_{t_b}^{\text{ES}}|| \\ \Delta P^{\text{buy}} = \sum_{t=1}^T ||P_t^{\text{buy}}| - |P_{t_b}^{\text{buy}}|| \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $\Delta P^{\text{AC}}$ 、 $\Delta P^{\text{EV}}$ 、 $\Delta P^{\text{buy}}$ 、 $\Delta P^{\text{W}}$ 、 $\Delta P^{\text{V}}$ 、 $\Delta P^{\text{tr}}$ 、 $\Delta P^{\text{ES}}$  分别为空调、电动汽车、电网交互电量、风电、光伏、转移负荷、储能日内相较于日前调度方案的各自调整总量;  $\kappa^{\text{AC}}$ 、 $\kappa^{\text{EV}}$ 、 $\kappa^{\text{buy}}$ 、 $\kappa^{\text{W}}$ 、 $\kappa^{\text{V}}$ 、 $\kappa^{\text{tr}}$ 、 $\kappa^{\text{ES}}$  分别为空调、电动汽车、电网交互电量、风电、光伏、转移负荷、储能的惩罚调整系数;  $P_{t_b}^{\text{AC}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{EV}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{buy}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{W}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{V}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{tr}}$ 、 $P_{t_b}^{\text{ES}}$  分别为日内空调、电动汽车、电网交互、风电、光伏、转移负荷、储能的电功率。

### 2.2.2 日内优化约束条件

风电、光伏、储能、电动汽车、空调所涉及到的约束条件与日前调度所制定的完全相同, 此处不再赘述。

### 2.3 模型求解

本文所提基于CVaR的VPP日前日内DR优化方法, 通过日前与日内双阶段调度, 实现调度效率提升与风险控制。首先, 基于风电、光伏及负荷预测数据和柔性负荷参数, 初始化时间步长、滚动周期及求解器参数。日前调度阶段, 构建优化模型以最小化总成本, 涵盖动态响应激励、VPP买卖电成本、储能运维成本、工业负荷转移成本及基于CVaR的风险损失, 求解得到最优调度计划并验证其可行性。日内调度阶段, 依据实时数据更新新能源出力及负荷需求, 构建滚动优化模型以最小化与日前计划的偏差, 采用滚动时域优化方法实时修正调度方案, 增强对新能源不确定性的适应能力。最终, 基于考虑风险偏好的Shapley值方法进行收益分配, 确保公平性并激励柔性负荷参与调度。

本文模型实验在一台配置为Intel Core i7-9700K处理器和NVIDIA GeForce GTX 1650 SUPER显卡的台式电脑上进行, 使用MATLAB R2021b作为仿真平台, 结合YALMIP工具箱和CPLEX求解器进行优化求解, 求解流程如图2所示。

## 3 算例分析

### 3.1 基础数据

以浙江绍兴市为研究对象, 设该地区某园区包含工业负荷、空调负荷和电动汽车400辆。上级电网的分时价格如表1所示, 公共建筑的一阶等效热参数和空调数量如表2所示, 系统参数见附录表A1。VPP最大调节容量为35 MW, 空调负荷可调节功率、工业负荷可调节功率均为5 MW, 储能可调节功率为10.5 MW, 电动汽车可调节功率为4.5 MW, 风光可调节功率为10 MW。负荷准线参考文献[14], 风电、光伏出力场景, 工业负荷和风电、光伏日前预测及超短期预测曲线分别如图3、4所示, 风电和光伏的超短期预测数据与实际出力之间的偏差较小, 反映出预测模型的高精度, 实际应用中, 预测偏差可能较大, 但本文提出的日前日内DR优化方法能够通过实时调整调度方案, 有效应对预测不确定性。

表1中的购电电价高于售电电价, 反映了电网公司在高峰时段的电力供应成本较高, 同时鼓励用户在低谷时段用电, 以平衡电网负荷。

为了验证本文所提考虑改进准线性DR的VPP

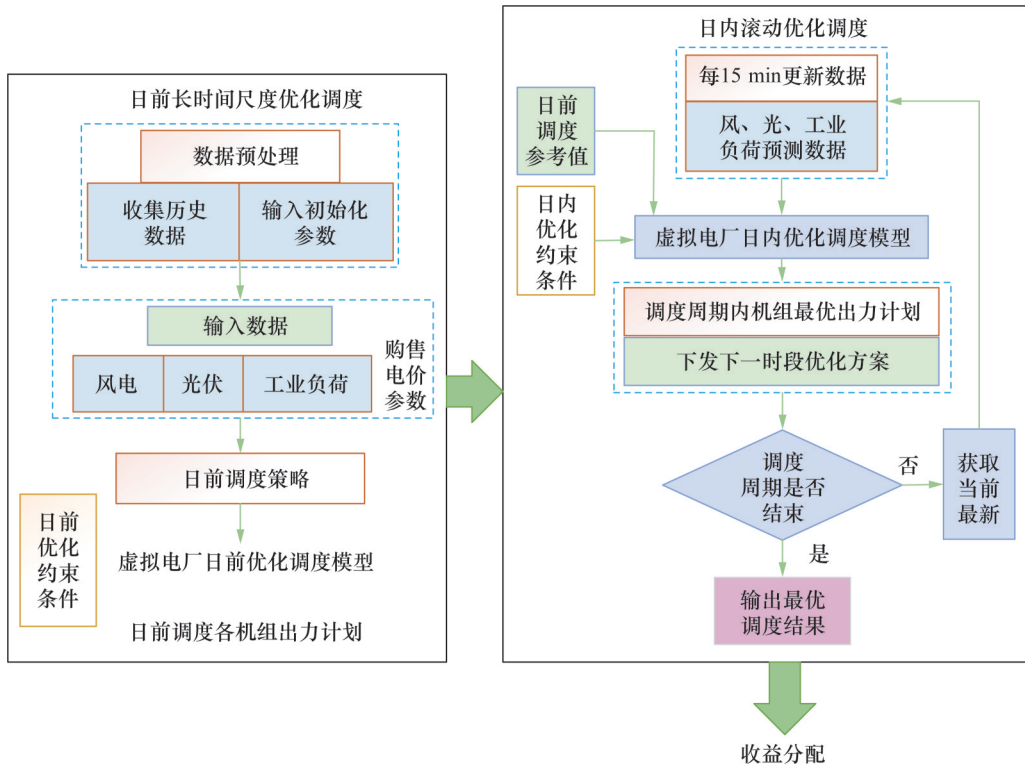


图 2 求解流程

Fig. 2 Solution process

表 1 上级电网的分时电价

时段	购电电价	售电电价
10:00—22:00	1.00	0.65
07:00—09:00, 23:00—24:00	0.75	0.42
01:00—06:00	0.40	0.22

表 2 公共建筑一阶等效热参数及空调数量

Table 2 First-order equivalent thermal parameters and air-conditioning unit counts in public buildings

编号	$R_i$ (°C/kW)	$C_i$ (°C/kW)	空调数/个
1	50.82	10.19	70
2	21.18	11.00	75
3	29.08	7.50	60
4	28.54	9.96	72
5	30.38	11.64	75
6	42.10	10.46	65

日前日内调度模型的有效性,构造不同时间尺度下VPP柔性负荷的仿真模型,并设立以下两种场景进行对比分析。

场景 1: 不考虑 DR;

场景 2: 考虑改进准线型 DR 且考虑风险态度的 Shapley 值收益分配。

上述两种场景下除了有无 DR 的差异外,其他条件和仿真参数均相同。本文模型采用 Yalmip+Cplex

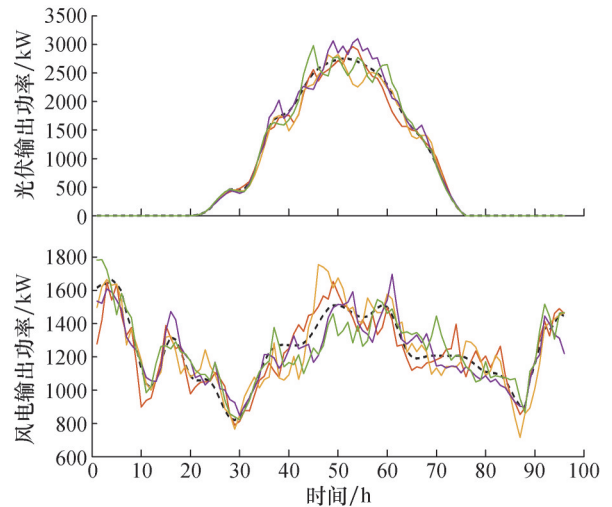


图 3 光伏、风电出力场景

Fig. 3 Photovoltaic and wind power output scenarios

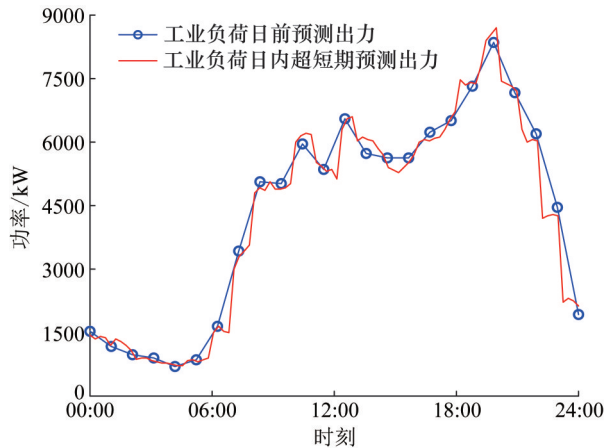
进行求解。

### 3.2 仿真结果分析

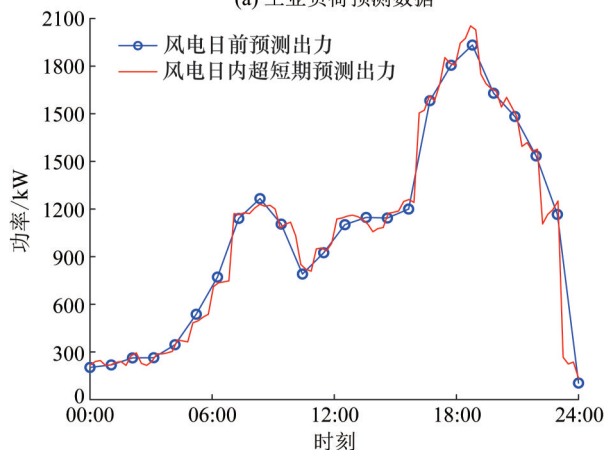
#### 3.2.1 日前调度结果分析

日前优化调度中以 15 min 为时间尺度,求解得到柔性负荷的最优调度如图 5 所示,两种场景下的负荷曲线如图 6 所示。

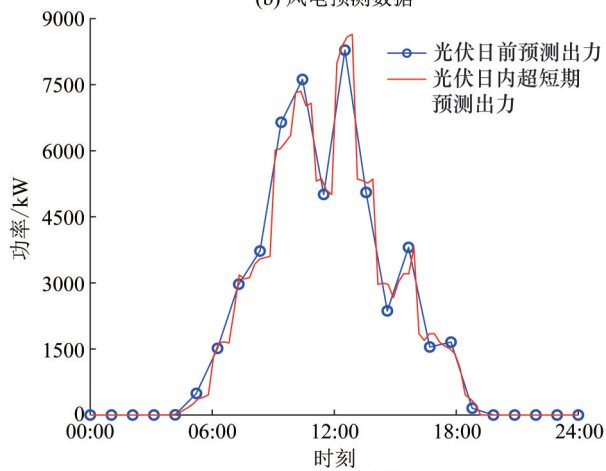
从图 5 可知,空调负荷通常在炎热天气的下午或晚上达到高峰,这是因为用户在这些时段对冷气的的需求增加。工业负荷的高峰时段可能与生产计划有关,通常在白天工作时段达到最大。电动汽车的充



(a) 工业负荷预测数据



(b) 风电预测数据



(c) 光伏预测数据

图 4 工业负荷、风电和光伏预测出力曲线

Fig. 4 Industrial load, wind power and photovoltaic prediction data

电需求在夜间增加,而储能系统则根据电价信号在电价低时充电,在电价高时放电,以实现成本效益最大化。VPP根据电网发布的负荷准线和电价来调整负荷。在电价高的时段,VPP可能会减少负荷以降低成本;而在电价低时,会增加负荷以利用低成本电力,而这些都是在保证标么值负荷曲线尽量贴合负荷准线的前提下进行调度的。此外,VPP管理与可再生能源相关的不确定性和预测误差,通过灵活调度

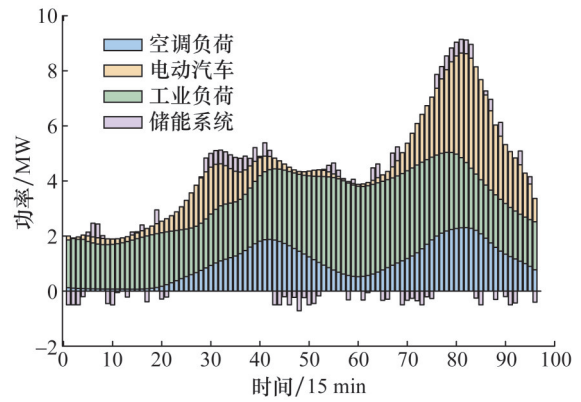


图 5 日前柔性负荷最优调度

Fig. 5 Optimal day-ahead scheduling of flexible load

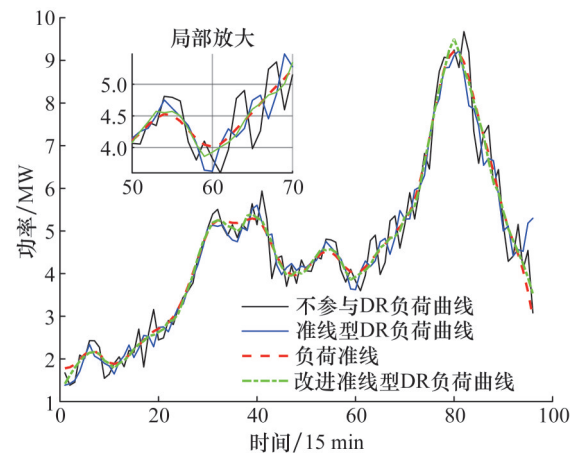


图 6 日前负荷曲线

Fig. 6 Day-ahead load curve

柔性负荷来减少这些风险。

从图 6 可以看到明显的差异,参与 DR 的曲线表现出有意识的负荷调整,通过需求侧管理减少了高峰时段的用电,从而实现了更平稳的负荷分布。这种调整有助于电网的稳定运行并降低了整体能源成本。相反,未参与 DR 的曲线反映了用户自然用电模式,具有明显的高峰和低谷,缺少对电价信号的响应。这导致电网在高峰时段承受更大的压力,增加了能源消耗和成本。高峰时段,电价高,VPP 减少负荷降低成本,参与 DR 的负荷曲线明显低于未参与 DR 的曲线,其间负荷减少,有效缓解电网压力。低谷时段,电价低,VPP 增加负荷利用低成本电力,参与 DR 的负荷曲线高于未参与 DR 的曲线,其间负荷增加,提高系统运行效率。

### 3.2.2 日内调度结果分析

日内调度阶段,VPP 以 15 min 为时间间隔,4 h 为滚动周期,以滚动调度周期内调整量惩罚之和最小为目标函数,求解得到日内柔性负荷的最优调度、较日前调度调整量以及日内负荷曲线如图 7 所示。

从图 7 可知,日内滚动优化在日前调度的基础上

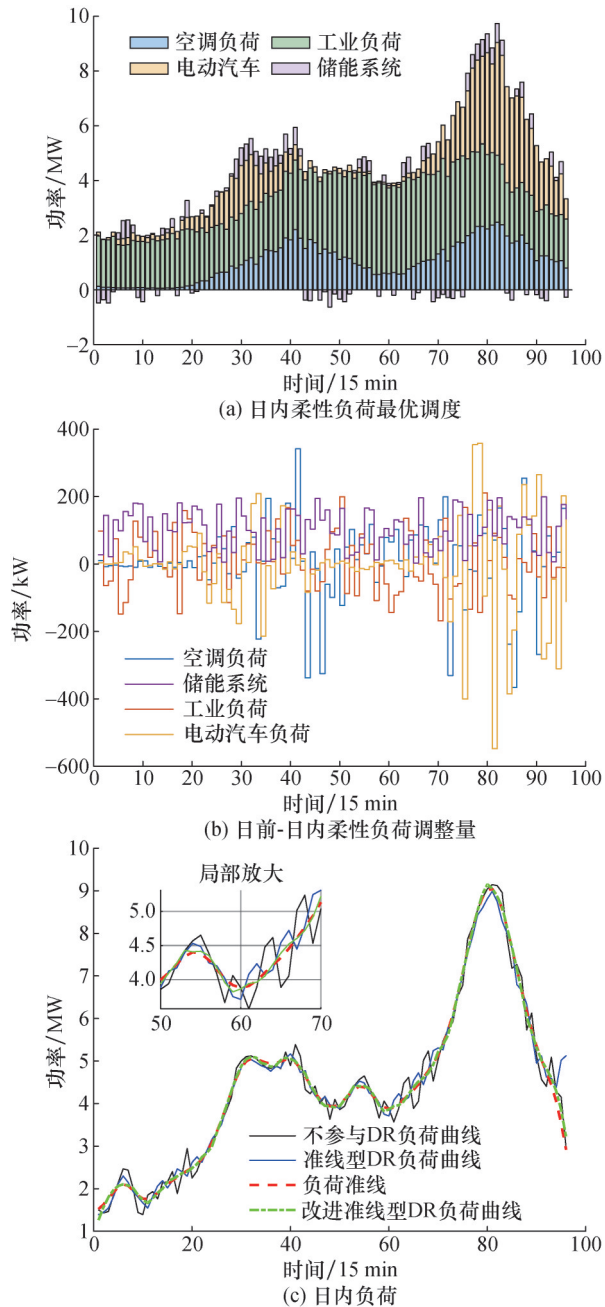


图7 日内柔性负荷的最优调度、较日前调度调整量以及日内负荷曲线

Fig. 7 Optimal intra-day scheduling of flexible loads, adjustment magnitude relative to day-ahead scheduling, and the resulting intra-day load curve

通过调整来校正误差,更加灵活的响应需求和供应的实时变化,可以减少因预测不准确导致的成本增加,从而实现成本效益的最大化。电力市场中的日内负荷调整通常是为了更好地适应负荷的自然波动和市场信号。空调使用率随温度上升而增加,工业生产可能根据计划调整而变化,电动汽车充电可能在晚上激增,储能系统则根据需求灵活充放电。改进准线型DR激励用户在高峰时段减少用电。这就导致了日内的负荷曲线更加贴合负荷准线,从而DR

激励就越多,效益就越高。日内高峰时段,实际负荷高于预测值,VPP通过滚动优化减少负荷需求。日内低谷时段,实际负荷低于预测值,VPP增加负荷需求。

### 3.2.3 收益共享结果分析

VPP收益分配比例影响用户参与DR的积极性。不同收益占比用户的响应积极性如表3所示。柔性负荷的响应积极性随着收益占比的增加而降低。在初始阶段,VPP通过提高激励措施吸引用户参与改进型DR。VPP与新能源在不同场景下的效益比较如表4所示。随着用户数量的增加,VPP通过减小激励,在保持用户参与度的同时,优化自身成本效益;在本文模式下,VPP的营收增长了86.56%,新能源的营收增长了1.69%,说明采用改进准线型DR且考虑风险态度的Shapley值收益分配有利于双方实现共赢。

表3 不同收益占比下柔性负荷响应度  
Table 3 Flexible load responsiveness under varying revenue shares

收益占比	工业负荷	空调负荷	电动汽车
0.01	0.812	0.835	0.856
0.10	0.765	0.814	0.836
0.30	0.526	0.775	0.816
0.50	0.381	0.557	0.789
0.70	0.135	0.365	0.584
0.90	0.091	0.256	0.356

表4 不同模式下VPP和新能源的效益比较  
Table 4 Cost-benefit analysis of VPP and renewable energy in multi-operation scenarios 元

模式	VPP收益	新能源收益
1	17 216	65 654
2	32 158	66 763

各项措施对VPP营收增长的边际贡献如表5所示。基础DR机制通过固定基准线和静态激励引导柔性负荷调整用电时段,初步优化负荷曲线,但缺乏动态调整能力,难以应对风光波动导致的实时供需变化。改进的DR机制引入动态激励系数,根据实时负荷偏差动态调整,显著提升源荷互动效率。在风光出力骤降时,动态激励系数引导负荷削减用电功率,减少高价购电支出,并通过实时偏差调整使负荷曲线更贴合准线,额外获得电网激励。日前日内协同调度通过日内15 min滚动优化实时修正偏差,缩小风电出力偏差,减少预测不准导致的惩罚成本,增强对不确定性的应对能力。CVaR风险管理量化高风险时段的风险成本,提前调整储能策略以避免购电违约罚款,并为风险厌恶型负荷合理分配任务,稳

定运营收益。考虑风险偏好的Shapley值分配机制将风险偏好与响应积极度纳入收益分配,提升风险承受能力强的负荷响应积极性,间接减少日内调整成本,保障资源协作的长期效率,推动其他措施的效益充分释放。

表5 不同措施下VPP收益  
Table 5 VPP revenue under different measures

影响因素	VPP收益/元	较场景1 增长/%	边际贡献 占比/%
基础性DR	21 852	26.90	31.1
改进DR	25 320	47.10	23.3
日前日内协同调度	27 940	62.30	17.5
CVaR风险管理	30 160	75.20	15.1
风险偏好Shapley分配	32 158	86.56	13.0

使用考虑风险态度的Shapley法对柔性负荷进行利益分配,分配比例如图8所示。

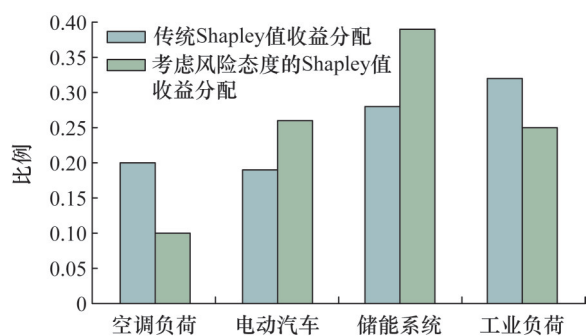


图8 收益分配

Fig. 8 Revenue allocation

从图8可知,考虑风险态度的Shapley值收益分配后,电动汽车负荷和储能系统均上涨,而空调负荷和工业负荷均下降,这是由于电动汽车和储能系统对于市场波动的适应性和较高的风险承受能力,它们能灵活响应市场的供需需求,其积极的市场参与策略而获得更多奖励;而空调负荷和工业负荷对稳定性、舒适性的高需求和风险规避倾向导致其更少地响应市场需求,收益分配跟随下降。

## 4 结论

针对高比例风光并网VPP运行中面临的新能源强不确定性、柔性负荷协同响应积极性不足以及风险、收益分配公平问题,本文提出考虑风险共担的VPP日前日内DR优化方法,通过仿真分析,主要得出以下结论:

1)改进准线型DR策略,为用户设定全天候的响应策略,有效引导柔性负荷参与电网需求变化的响应,通过结合日前和日内调度策略,可有效地提高

VPP的运行经济性。

2)通过构建激励机制和风险损失度量,优化了源-荷互动,有效调动柔性负荷参与响应,提高VPP内资源的协作效率,VPP总调度成本降低了86.5%,VPP和新能源用户整体收益都有所提高,增强了系统的抗风险能力。

3)将风险偏好纳入收益分配,考虑各负荷应对VPP调度的不同响应积极度,不仅保证各方的收益公平分配,而且对于市场波动下,各负荷应对风险的能力也是不同的。

### 利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

### 作者贡献声明(Authors' Contributions):

朱江峰提出基本框架、提出研究方向、设计论文框架;裴志刚撰写论文;陈晓宇整理论文创新点;刘维康协助撰写论文;张志远调整论文作图;陈佳明校对论文;雷杨提供基金资助。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

## 5 参考文献

- [1] 邓月,邓浩,郑武,等. 能源转型背景下虚拟电厂技术综述与应用展望[J]. 山东电力技术, 2025, 52(10): 1-13.  
DENG Yue, DENG Hao, ZHENG Wu, et al. Review of virtual power plant technology and application prospects under the background of energy transition [J]. Shandong Electric Power, 2025, 52(10): 1-13.
- [2] 何斯强,张俊岭,顾宗奇,等. 面向分布式资源聚合管控的虚拟电厂建模与优化控制综述[J]. 山东电力技术, 2024, 51(2): 11-24, 45.  
HE Siqiang, ZHANG Junling, GU Zongqi, et al. Overview of virtual power plant modeling and optimization control for distributed resource aggregation and control [J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(2): 11-24, 45.
- [3] 董晓亮,王雨萱,张圣楠,等. 源网荷储一体化项目参与市场的现状分析与前景展望[J]. 中国电力, 2025, 58(11): 49-61.  
DONG Xiaoliang, WANG Yuxuan, ZHANG Shengnan, et al. Market participation of integrated source-grid-load-storage projects: status and prospects [J]. Electric Power, 2025, 58(11): 49-61.
- [4] 苟凯杰,吕鸣阳,高悦,等. 风-光-储和需求响应协同的虚拟电厂日前经济调度优化[J]. 广东电力, 2024, 37(2): 18-24.  
GOU Kaijie, LÜ Mingyang, GAO Yue, et al. Day-ahead economic dispatch optimization of virtual power plant based on wind-photovoltaic-energy storage and demand response synergy [J]. Guangdong Electric Power, 2024, 37(2): 18-24.
- [5] 刘军会,龚健,佟炳坤,等. 基于分布式储能与光伏的虚拟电厂与配电网协同优化方法[J]. 中国电力, 2025, 58(6): 1-9.  
LIU Junhui, GONG Jian, TONG Bingshen, et al. Coordinated

- optimization method for virtual power plants and distribution networks considering distributed energy storage and photovoltaics [J]. *Electric Power*, 2025, 58(6): 1-9.
- [6] LIAO G C. Solve environmental economic dispatch of smart microgrid containing distributed generation system-Using chaotic quantum genetic algorithm [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2012, 43(1): 779-787.
- [7] 陈曦, 徐青山, 杨永标. 考虑风电不确定性的 CCHP 型微网日前优化经济调度[J]. *电力建设*, 2020, 41(6): 107-113.  
CHEN Xi, XU Qingshan, YANG Yongbiao. Day-ahead optimized economic dispatch of CCHP microgrid considering wind power uncertainty [J]. *Electric Power Construction*, 2020, 41(6): 107-113.
- [8] 赵晨阳, 艾芊, 李晓露, 等. 基于分布鲁棒模型的冷热电联供虚拟电厂日前-日内协同优化调度策略[J]. *供用电*, 2025, 42(10): 3-15.  
ZHAO Chenyang, AI Qian, LI Xiaolu, et al. Day-ahead-intraday cooperative optimal scheduling strategy for cold-heat-electricity cogeneration VPP based on distributed robust model [J]. *Distribution & Utilization*, 2025, 42(10): 3-15.
- [9] 刘蔚, 张野, 吴应双, 等. 基于改进价值分解网络的集成虚拟电厂的互联电网动态最优协作控制[J]. *供用电*, 2024, 41(12): 62-71.  
LIU Wei, ZHANG Ye, WU Yingshuang, et al. Dynamic optimal collaborative control of interconnected power grids for integrated virtual power plants based on improved value decomposition networks [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(12): 62-71.
- [10] 耿健, 金玉龙, 杨宇峰, 等. 考虑调峰辅助服务的虚拟电厂日前运行优化研究[J]. *山东电力技术*, 2024, 51(12): 44-52.  
GENG Jian, JIN Yulong, YANG Yufeng, et al. Virtual power plant day-ahead operation optimization considering peak shaving auxiliary service [J]. *Shandong Electric Power*, 2024, 51(12): 44-52.
- [11] 魏震波, 马新如, 郭毅, 等. 碳交易机制下考虑需求响应的综合能源系统优化运行[J]. *电力建设*, 2022, 43(1): 1-9.  
WEI Zhenbo, MA Xinru, GUO Yi, et al. Optimized operation of integrated energy system considering demand response under carbon trading mechanism [J]. *Electric Power Construction*, 2022, 43(1): 1-9.
- [12] 张扬, 叶萌, 史云鹏, 等. 基于运行包络线的虚拟电厂日前-实时响应能力量化研究[J]. *供用电*, 2024, 41(12): 2-12, 32.  
ZHANG Yang, YE Meng, SHI Yunpeng, et al. Quantitative research on day-ahead and real-time response capability of virtual power plant based on operation envelope [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(12): 2-12, 32.
- [13] 王呈, 高赐威. 基于滚动优化的虚拟电厂资源聚合策略研究[J]. *供用电*, 2025, 42(11): 29-36.  
WANG Cheng, GAO Ciwei. Research on resource aggregation strategy of virtual power plant based on rolling optimization [J]. *Distribution & Utilization*, 2025, 42(11): 29-36.
- [14] 崔杨, 周慧娟, 仲悟之, 等. 考虑广义储能与火电联合调峰的前-日内两阶段滚动优化调度[J]. *电网技术*, 2021, 45(1): 10-19.  
CUI Yang, ZHOU Huijuan, ZHONG Wuzhi, et al. Two-stage day-ahead and intra-day rolling optimization scheduling considering joint peak regulation of generalized energy storage and thermal power [J]. *Power System Technology*, 2021, 45(1): 10-19.
- [15] 刘思源, 艾芊, 郑建平, 等. 多时间尺度的多虚拟电厂双层协调机制与运行策略[J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(3): 753-761.  
LIU Siyuan, AI Qian, ZHENG Jianping, et al. Bi-level coordination mechanism and operation strategy of multi-time scale multiple virtual power plants [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(3): 753-761.
- [16] 黄奇峰, 段梅梅, 杨世海, 等. 建筑虚拟电厂参与电/热能量市场的两阶段分层鲁棒优化决策方法[J]. *供用电*, 2025, 42(5): 42-51.  
HUANG Qifeng, DUAN Meimei, YANG Shihai, et al. Two-stage hierarchical robust optimization decision method for a building virtual power plant participating in local electricity/heat energy markets [J]. *Distribution & Utilization*, 2025, 42(5): 42-51.
- [17] 张林垚, 廖锦霖, 吴桂联, 等. 基于主从博弈的虚拟电厂与配电网双层协同规划模型[J]. *供用电*, 2024, 41(6): 21-27.  
ZHANG Linyao, LIAO Jinlin, WU Guilian, et al. Two-level collaborative planning model of virtual power plant and distribution network based on Stackelberg game [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(6): 21-27.
- [18] MENG Y, XU S L, HONG J H, et al. Optimal strategy for customer directrix load based demand response considering comfort and preference of customers [C]//2022 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia). IEEE, 2023: 585-589.
- [19] 高赐威, 陈彦, 石坤, 等. 基于潮流分布识别的园区微电网型虚拟电厂间分布式电力交易[J]. *供用电*, 2024, 41(8): 112-119.  
GAO Ciwei, CHEN Yan, SHI Kun, et al. Distributed power transaction between park microgrid-type virtual power plants based on power flow distribution identification [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(8): 112-119.
- [20] 王明月, 刘东, 魏力鹏, 等. 电动汽车参与虚拟电厂优化调控的状态推演策略研究[J]. *供用电*, 2024, 41(1): 14-25, 41.  
WANG Mingyue, LIU Dong, WEI Lipeng, et al. Research on state inference strategies for electric vehicles participating in the optimal regulation of virtual power plants [J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(1): 14-25, 41.
- [21] GOUGH M, SANTOS S F, LOTFI M, et al. Operation of a technical virtual power plant considering diverse distributed energy resources [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2022, 58(2): 2547-2558.
- [22] CHEN W, QIU J, ZHAO J H, et al. Bargaining game-based profit allocation of virtual power plant in frequency regulation market considering battery cycle life [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, 12(4): 2913-2928.
- [23] 麻秀范, 余思雨, 朱思嘉, 等. 基于多因素改进 Shapley 的虚拟电厂利润分配[J]. *电工技术学报*, 2020, 35(S2): 585-595.  
MA Xiufan, YU Siyu, ZHU Sijia, et al. Profit distribution of virtual power plant based on multi-factor improvement Shapley [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(S2): 585-595.
- [24] 潘虹锦, 高红均, 刘畅, 等. 综合能源服务商-多用户利益共同

体协调运营优化策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(9): 3195-3206.

PAN Hongjin, GAO Hongjun, LIU Chang, et al. Research on coordinated operation optimization strategy of integrated energy service provider and multi-users interest community [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(9): 3195-3206.

[25] 成雨阳, 高红均, 王仁浚, 等. 虚拟电厂两阶段准线型需求响应优化及收益共享-风险共担决策方法[J]. 电网技术, 2024, 48(2): 799-808.

CHENG Yuyang, GAO Hongjun, WANG Renjun, et al. Optimal strategy for two stage customer directrix load based demand response and profit sharing-risk sharing decision-making method for virtual power plant [J]. Power System Technology, 2024, 48(2): 799-808.

[26] 车兵, 李轩, 郑建勇, 等. 基于LHS与BR的风电出力场景分析研究[J]. 电力工程技术, 2020, 39(6): 213-219.

CHE Bing, LI Xuan, ZHENG Jianyong, et al. Scenario analysis of

wind power output based on LHS and BR [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(6): 213-219.

收稿日期: 2025-06-17 修回日期: 2025-08-05



朱江峰

#### 作者简介:

朱江峰(1987),男,硕士,高级工程师,从事电力系统调度自动化工作;

裴志刚(1985),男,硕士,高级经济师,从事配电网调度与控制工作;

陈晓宇(1986),男,硕士,正高级工程师,从事电力系统运行规划工作;

刘维康(1991),男,硕士,通信作者,从事电力系统运行稳定与控制工作, E-mail:

1902797428@qq.com;

雷杨(1992),男,硕士生导师,研究方向为综合能源系统和人工智能在能源系统中的运用等。

(编辑 孙静琳)

## 附录 A

CVaR在特定投资期间内,投资组合风险损失超过设定置信度下风险价值的平均损失为:

$$C_{\text{CVaR}}(X) = E[f(X, \xi) | f(X, \xi) > C_{\text{VaR}}] \quad (\text{A1})$$

式中: $C_{\text{CVaR}}$ 、 $C_{\text{VaR}}$ 分别为 $X$ 可能导致的经济损失(条件风险价值与风险价值); $f(X, \xi)$ 为投资组合 $X$ 的损失函数; $\xi$ 为可能影响损失函数的连续随机因素; $E$ 为函数的期望。

计算条件风险值等同于求解含离散变量的线性约束问题,简化计算过程。具体计算方法在离散场景中如下:

$$F_{\alpha}(x, \eta) = \eta + \frac{1}{M(1-\alpha)} \sum_{m=1}^M [f(x, y^m) - \eta]^+ \quad (\text{A2})$$

式中: $M$ 为离散场景的数目; $y^m$ 为第 $m$ 个离散场景下的随机变量值,该式假设所有离散场景出现的概率

相等; $\eta$ 为风险价值。

风电实际输出为随机变量,计划输出为可调参数,某置信水平下的风电输出偏差 $f(P_{\text{Wjt}}, P_{\text{Rjt}})$ 能有效表示其发电不确定性。偏差函数不超过一个阈值 $\alpha$ 的概率为:

$$\psi(P_{\text{Wjt}}, \alpha) = \int_{f(P_{\text{Wjt}}, P_{\text{Rjt}}) \leq \alpha} f(P_{\text{Rjt}}) dP_{\text{Rjt}} \quad (\text{A3})$$

表 A1 风险与激励参数

Table A1 Risk and incentive parameters

参数	数值
CVaR 置信水平/%	95
调节因子	0.8
衰减系数	1.2
基准激励系数	0.5