



考虑源荷不确定性的含先进绝热压缩空气储能综合能源型虚拟电厂 两阶段随机鲁棒优化调度

韩爱明, 陈晓弢, 阿克清, 朱昱豪, 海 昕, 陈来军
(青海大学能源与电气工程学院, 青海 西宁 810016)

摘 要: 针对高比例可再生能源接入下综合能源型虚拟电厂源荷双重不确定性问题, 本方法构建了考虑电-热负荷随机波动和风光出力不利偏差的综合能源型虚拟电厂两阶段随机鲁棒优化模型。首先, 采用拉丁超立方抽样与K-中心点(K-medoids)聚类生成电、热负荷典型场景, 并以场景概率刻画荷侧随机性; 其次, 采用预算不确定集描述光伏和风电出力偏差, 将源侧不确定性嵌入鲁棒优化框架; 再次, 以先进绝热压缩空气储能(advanced adiabatic compressed air energy storage, AA-CAES)作为综合能源型虚拟电厂的能量枢纽, 建立含燃气轮机、电储能、储热罐及外部电网的电-热耦合功率平衡与状态演化模型; 最后, 利用列与约束生成(column-and-constraint generation, C&CG)算法将原问题分解为主问题和最坏场景子问题进行迭代求解。算例结果表明, 在统一源荷测试场景下, 当光伏和风电最坏下偏时段数分别为8和12时, 该方法的平均总成本和测试最坏总成本较随机优化分别降低192.9元和513.1元, 较同预算传统鲁棒优化分别降低59.9元和96.8元。其CVaR90总成本虽较同预算传统鲁棒优化高25.7元, 但较随机优化降低507.5元。综合来看, 本方法方法在平均运行经济性和极端场景抗风险能力方面表现更优, 同时能够显著降低随机优化下的尾部风险, 验证了所提两阶段随机鲁棒优化调度方法的有效性。

关键词: 综合能源型虚拟电厂; 先进绝热压缩空气储能; 两阶段随机鲁棒优化; 源荷不确定性; C&CG算法

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0473

中图分类号: TK 02

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 09-3692-14

Two-stage stochastic-robust optimal scheduling of an integrated-energy virtual power plant with advanced adiabatic compressed air energy storage under source-load uncertainty

HAN Aiming, CHEN Xiaotao, A Keqing, ZHU Yuhao, HAI Xin, CHEN Laijun
(School of Energy and Electrical Engineering, Qinghai University, Xining 810016, Qinghai, China)

Abstract: To address the dual source-load uncertainties of integrated-energy virtual power plants (IEVPPs) under high penetration of renewable energy, this study develops a two-stage stochastic robust optimization model that accounts for IEVPP random electric and thermal load fluctuations alongside adverse photovoltaic and wind power output deviations. First, Latin hypercube sampling and K-medoids clustering are used to generate typical electric and

收稿日期: 2026-05-29; 修改稿日期: 2026-06-15。

基金项目: 国家自然科学基金委员会联合基金项目(U22A20224)。

第一作者: 韩爱明(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为压缩空气储能系统, E-mail: YS240858080516@qhu.edu.cn; 通信作者: 陈晓弢, 教授, 研究方向为新型储能技术、综合能源系统优化调度, E-mail: chenxiaotao@qhu.edu.cn。

引用本文: 韩爱明, 陈晓弢, 阿克清, 等. 考虑源荷不确定性的含先进绝热压缩空气储能综合能源型虚拟电厂两阶段随机鲁棒优化调度[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(9): 3692-3705.

Citation: HAN Aiming, CHEN Xiaotao, A Keqing, et al. Two-stage stochastic-robust optimal scheduling of an integrated-energy virtual power plant with advanced adiabatic compressed air energy storage under source-load uncertainty[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(9): 3692-3705.

thermal loads, after which load-side uncertainty is characterized via scenario probabilities. Second, a budgeted uncertainty set is adopted to describe photovoltaic and wind power output deviations, thereby incorporating source-side uncertainty into the robust optimization framework. Third, advanced adiabatic compressed air energy storage is utilized as the IEVPP energy hub, and an electric-thermal coupled power balance and state-evolution model is established, encompassing a gas turbine, electric energy storage, a thermal storage tank, and the external power grid. Finally, the column-and-constraint generation algorithm is employed to decompose the original problem into a master problem and a worst-case scenario subproblem for iterative solution. Case study results under unified source-load test scenarios indicate that setting the numbers of worst-case downward deviation periods for photovoltaic and wind power to 8 and 12, respectively, enables the proposed method to reduce the average total cost and worst-case total cost by 192.9 and 513.1 yuan, respectively (compared with stochastic optimization), and by 59.9 and 96.8 yuan, respectively (compared with traditional robust optimization), under the same uncertainty budget. Although its CVaR90 total cost is 25.7 yuan higher than that of traditional robust optimization under the same uncertainty budget, it achieves a substantial 507.5 yuan reduction compared with stochastic optimization. Overall, the proposed two-stage stochastic robust optimal scheduling method achieves better performance in terms of average operating economy and extreme-scenario risk resistance while significantly reducing the tail risk.

Keywords: integrated-energy virtual power plant; advanced adiabatic compressed air energy storage; two-stage stochastic-robust optimization; source-load uncertainty; C&CG algorithm

在“双碳”目标和新型电力系统建设背景下，风电、光伏等可再生能源装机规模持续扩大，分布式能源在配用电侧的渗透率不断提高。可再生能源具有清洁低碳、边际成本低等优势，但其出力受气象条件影响显著，呈现较强的波动性、间歇性和不确定性。与此同时，用户侧负荷结构日趋复杂，在电、热等多能耦合场景中，负荷需求易受气温、生产计划和生活习惯等因素影响而产生偏差。虚拟电厂（virtual power plants, VPP）通过信息通信和优化调度技术聚合分布式电源、储能和可控负荷，可形成具备外部响应能力的等效电源或灵活负荷，是提升新能源消纳能力、增强系统调节裕度和参与电力市场交易的重要技术形态。然而，虚拟电厂内部资源类型多样，设备运行状态和能量耦合关系复杂，其优化调度不仅要满足电功率平衡，还需兼顾热能供应、储能状态和市场购售电约束。已有研究对虚拟电厂优化调度技术、市场机制及虚拟电厂在泛在电力物联网环境下的发展进行了系统总结^[1-2]，但在高比例新能源接入条件下，源荷双侧不确定性

仍会显著影响虚拟电厂的日内平衡与运行经济性。

针对不确定性调度问题，随机优化和鲁棒优化是两类常用方法。随机优化通过构建概率场景描述风光出力和负荷波动，并以场景概率加权的期望成本为优化目标，适用于概率信息较为充分的场景。文献[3]建立了含风光储虚拟电厂的双层随机调度模型，文献[4]研究了电力市场环境下的虚拟电厂两阶段能量经济优化调度问题，文献[5-8]分别从源荷不确定性、风险约束、多源协调以及联合时序场景等角度拓展了虚拟电厂和分布式能源调度研究。然而，随机优化通常追求平均意义下的最优解，当低概率、高损失场景发生时，其调度方案可能缺乏足够的风险抵御能力。鲁棒优化则通过不确定集描述参数波动范围，在最坏场景下优化运行成本，对概率分布依赖较弱。文献[9]提出的预算鲁棒思想通过控制同时发生不利偏差的变量数量，实现了经济性与鲁棒性的折中。为降低随机优化计算规模，文献[10-11]提出了场景削减算法，为典型场景构造提供了理论基础；文献[12]提出的列与约束生成

(column-and-constraint generation, C&CG) 算法可有效求解两阶段鲁棒优化问题, 为本方法模型求解提供了方法支撑。与单一随机优化和单一鲁棒优化不同, 本方法根据源侧与荷侧不确定性的差异, 采用“荷侧随机场景+源侧预算鲁棒”的混合建模思路: 利用典型场景及概率描述电、热负荷随机波动, 以预算不确定集刻画光伏、风电出力不利偏差, 从而兼顾平均工况下的运行经济性和不利场景下的抗风险能力。

先进绝热压缩空气储能(advanced adiabatic compressed air energy storage, AA-CAES)具有长时储能、大容量和电-热耦合特征, 是面向高比例新能源系统的重要物理储能形式。与常规电储能主要参与电侧充放电不同, AA-CAES在压缩阶段消耗电能并产生压缩热, 在膨胀阶段输出电能并吸收热量, 其运行过程同时作用于电功率平衡、热功率平衡、储气状态和储热状态。因此, AA-CAES不仅能够参与电侧“削峰填谷”和新能源消纳, 还能够通过储热环节实现热侧能量转移, 在综合能源型虚拟电厂中具有明显的多能流协同调节优势。国内外关于AA-CAES的研究已从备用特性、日前-日内协调调度、多能联供、实时调度和技术发展等方面展开。文献[13]研究了考虑变寿命特性的AA-CAES电站容量规划问题, 文献[14]研究了含压缩空气储能电力系统的日前-日内协调调度, 文献[15-16]分别从多能联供和多能流角度建立了AA-CAES优化调度模型, 文献[17]关注含AA-CAES电站的实时调度问题, 文献[18]系统总结了先进绝热压缩空气储能技术的发展现状与应用前景, 文献[19]研究了AA-CAES热电联储/供特性下的微型综合能源系统优化运行策略。与此同时, 冷热电联供、多微网经济调度和虚拟电厂储能协同控制等研究也为多能系统调度提供了参考^[20-22]。此外, 文献[23]针对计及风光不确定性的电-热-氢综合能源系统开展分布鲁棒优化研究, 文献[24]对不确定性环境下微电网优化调度进行了综述, 表明源侧、荷侧与储能侧不确定性的协同处理已成为多能系统优化运行的重要方向。

综上, 现有研究仍存在以下不足: 一是部分研究主要采用单一随机优化或单一鲁棒优化方法处理不确定性, 前者偏重平均意义下的经济性, 后者偏重最坏场景下的安全性, 尚未充分结合源侧和荷侧

不确定性的差异化特征; 二是已有研究对AA-CAES的电-热耦合特性刻画仍有进一步完善的空间, 尤其是在综合能源型虚拟电厂中同时考虑压缩耗电、膨胀发电、压缩放热、膨胀吸热以及储气-储热状态演化的研究相对不足。

为此, 本方法面向含光伏、风电、燃气轮机、电储能、储热罐、AA-CAES和外部电网的综合能源型虚拟电厂, 提出考虑源荷不确定性的两阶段随机鲁棒优化调度方法, 包括: ①针对源侧和荷侧不确定性特征差异, 采用“荷侧随机场景+源侧预算鲁棒”的混合建模策略, 以电、热负荷典型场景及其概率描述荷侧随机波动, 以预算不确定集刻画光伏和风电出力不利偏差, 从而兼顾平均工况经济性和不利源侧场景下的抗风险能力。②建立含AA-CAES的综合能源型虚拟电厂调度模型, 刻画AA-CAES压缩耗电、膨胀发电、压缩放热、膨胀吸热以及储气-储热状态演化过程, 体现其在电侧和热侧的协同调节作用。③采用C&CG算法求解两阶段随机鲁棒优化模型, 并构建统一源荷测试场景, 对随机优化、传统鲁棒优化和本方法方法进行公平评价。评价指标选取平均总成本、最坏总成本和CVaR90总成本, 从平均工况经济性、极端场景风险和尾部高成本风险3个角度验证所提方法的有效性。

1 综合能源型虚拟电厂结构与不确定性建模

1.1 系统结构

本方法研究的综合能源型虚拟电厂由光伏发电机组、风力发电机组、燃气轮机、电储能、AA-CAES、储热罐及外部电网组成。系统负荷包括电负荷和热负荷。光伏和风电作为可再生能源出力单元, 其边际成本较低, 但输出功率不可完全控制; 燃气轮机为可控电热联供设备, 能够同时提供电功率和余热; 电储能用于短时电力平衡; AA-CAES作为长时电-热耦合储能设备, 在低价或新能源富余时段压缩储能, 在高价或供电紧张时段膨胀发电; 储热罐用于热侧能量转移; 外部电网通过购售电实现电侧能量平衡和市场交易。图1为综合能源型虚拟电厂结构。

1.2 荷侧随机场景生成

荷侧不确定性由电负荷和热负荷共同构成。本

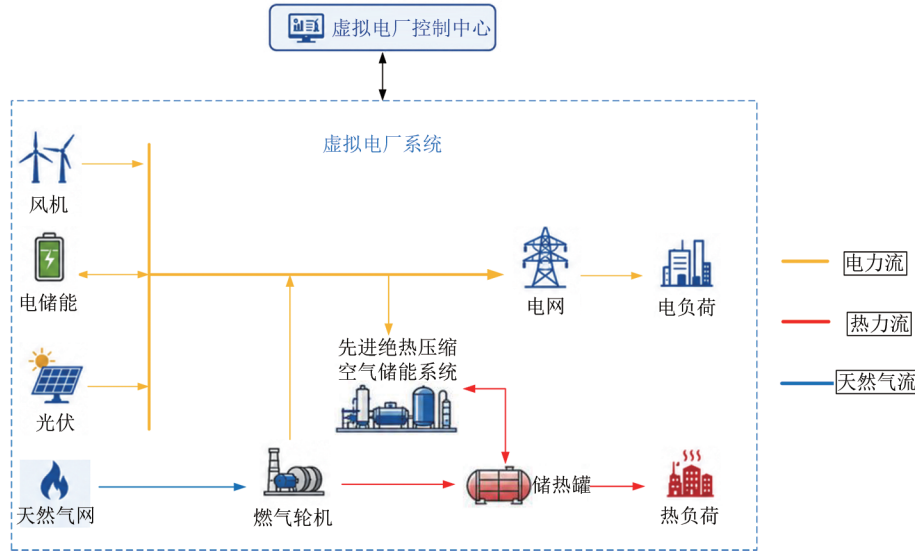


图1 综合能源型虚拟电厂结构

Fig. 1 Structure of the integrated-energy virtual power plant

方法以预测负荷曲线为基准，采用拉丁超立方抽样（Latin hypercube sampling, LHS）生成大量负荷扰动样本，再利用K-中心点（K-medoids）聚类提取典型场景。与简单蒙特卡罗抽样相比，拉丁超立方抽样能够在给定样本规模下提高样本对分布空间的覆盖均匀性；与K-均值（K-means）聚类相比，K-medoids聚类选取真实样本作为聚类中心，因而提取的典型场景具有更强的物理可解释性，适用于日运行曲线场景缩减。

设 t 为调度时段编号，调度周期总时段数 $T=24$ ，电负荷预测值和热负荷预测值分别为 $\hat{L}_{e,t}$ 、 $\hat{L}_{h,t}$ 。抽样扰动 $\varepsilon_{e,n,t}$ 、 $\varepsilon_{h,n,t}$ 分别服从截断正态分布，并限制在给定的最大偏差范围内。由此得到候选负荷样本：

$$\begin{cases} L_{e,n,t} = \hat{L}_{e,t}(1 + \varepsilon_{e,n,t}) \\ L_{h,n,t} = \hat{L}_{h,t}(1 + \varepsilon_{h,n,t}) \end{cases} \quad (1)$$

对 N 个候选样本进行标准化处理后，以电、热负荷日曲线联合向量作为聚类对象，经K-medoids聚类得到 S 个典型场景。第 s 个典型场景的概率 π_s 由其所属样本数 N_s 占总样本数 N 的比例确定：

$$\begin{cases} \pi_s = \frac{N_s}{N}, & s = 1, 2, \dots, S \\ \sum_s \pi_s = 1 \end{cases} \quad (2)$$

1.3 源侧预算不确定集

源侧不确定性主要来自光伏和风电预测误差。考虑到风光出力的概率分布受天气过程影响较大，

且在高电价或高负荷时段发生出力下偏会显著增加系统补购电成本，本方法采用预算不确定集描述源侧不利偏差。设光伏、风电预测出力分别为 $\hat{P}_{PV,t}$ 和 $\hat{P}_{WT,t}$ ，最大相对下偏幅度分别为 δ_{PV} 和 δ_{WT} 。引入二进制变量 $z_{PV,t}$ 、 $z_{WT,t}$ 表示对应时段是否发生不利偏差，则源侧实际出力可表示为

$$\begin{cases} P_{PV,t} = \hat{P}_{PV,t}(1 - \delta_{PV}z_{PV,t}) \\ P_{WT,t} = \hat{P}_{WT,t}(1 - \delta_{WT}z_{WT,t}) \\ \sum_t z_{PV,t} \leq \Gamma_{PV}, \sum_t z_{WT,t} \leq \Gamma_{WT} \\ z_{PV,t}, z_{WT,t} \in \{0, 1\} \end{cases} \quad (3)$$

式中， Γ_{PV} 和 Γ_{WT} 为不确定预算，用于控制光伏和风电同时发生最坏下偏的时段数量。当 Γ 取值较小时，模型保守性较弱，运行成本较低，但风险抵御能力有限；当 Γ 取值较大时，模型需要为更多不利偏差预留调节能力，导致日前运行成本上升，但极端场景下的可行性和稳定性增强。

2 综合能源型虚拟电厂两阶段随机鲁棒优化模型

2.1 决策变量与两阶段结构

本方法采用日前-日内两阶段调度结构。第1阶段在源侧不确定性实现前确定燃气轮机启停状态和启动变量等日前承诺决策；第2阶段在给定负荷场景和源侧场景下确定连续调度变量，包括燃气轮机出力、余热，电储能充放电功率及电量，AA-

CAES压缩功率、膨胀功率、储气能量、储热能量、压缩放热量、膨胀吸热量,储热罐吸放热功率及热量,以及外部电网购售电功率。两阶段结构的核心在于:第1阶段启停决策对所有场景保持一致,反映日前机组承诺的不可随意变更特性;第2阶段连续调度变量可随负荷场景和源侧出力场景调整,反映日内实时调节能力。该结构既能体现设备启停对运行成本和可行域的影响,又能保留储能和电网交易在不同场景下的灵活性。

2.2 目标函数

模型目标是在源侧最坏出力偏差下,使燃气轮机启动成本与荷侧概率加权运行成本之和最小。设 x 为第1阶段决策变量,主要包括燃气轮机启停状态和启动变量; $y_{s,\xi}$ 为荷侧场景 s 和源侧场景 ξ 下的第2阶段连续调度变量; U 为源侧预算不确定集; S 为荷侧典型场景集合; s 为荷侧场景编号; π_s 为场景 s 的概率。为避免目标函数中同时出现最大化 and 最小化方向,本方法引入辅助变量 η 表示最坏源侧预算不确定集下的荷侧期望运行成本上界,则本方法两阶段随机鲁棒优化目标函数可表示为

$$\min_x F = C^{\text{start}}(v) + \eta \quad (4)$$

式中, F 为系统总运行成本; $C^{\text{start}}(v)$ 为燃气轮机启动成本; η 为源侧最坏场景下的荷侧期望运行成本上界变量。

为保证 η 能够覆盖源侧预算不确定集 U 内任一风光出力偏差场景下的荷侧期望运行成本,需满足

$$\eta \geq \sum_{s=1}^S \pi_s Q_s(x, \xi), \quad \xi \in U \quad (5)$$

式中, $Q_s(x, \xi)$ 为在给定第1阶段决策 x 和源侧不确定参数 ξ 下,荷侧场景 s 对应的最优第2阶段运行成本。

$$Q_s(x, \xi) = \min_{y_{s,\xi}} C_{s,\xi}^{\text{oper}}(x, y_{s,\xi}, \xi) \quad (6)$$

式中, $C_{s,\xi}^{\text{oper}}$ 为荷侧场景 s 、源侧场景 ξ 下的单场景运行成本。式(4)描述的是“日前决策-最坏源侧场景-日内追补调度”的嵌套优化关系,是一个完整的min-max-min结构。

燃气轮机启动成本为

$$C^{\text{start}}(v) = \sum_{t=1}^T c_{\text{start,GT}} v_{\text{GT},t} \quad (7)$$

式中, $c_{\text{start,GT}}$ 为燃气轮机单位启动成本; $v_{\text{GT},t}$ 为 t 时段燃气轮机启动变量,取1表示该时段发生启动,取0表示未启动; t 为调度时段编号; T 为调

度周期总时段数。

为明确单场景运行成本与设备运行变量之间的对应关系,本方法将 $C_{s,\xi}^{\text{oper}}$ 分解为燃气轮机运行成本、电储能充放电运行成本、AA-CAES压缩/膨胀运行成本、储热罐吸放热运行成本以及外部电网购售电净成本,即

$$C_{s,\xi}^{\text{oper}} = C_{\text{GT},s,\xi} + C_{\text{ES},s,\xi} + C_{\text{CAES},s,\xi} + C_{\text{TS},s,\xi} + C_{\text{grid},s,\xi} \quad (8)$$

其中,燃气轮机运行成本为

$$C_{\text{GT},s,\xi} = \sum_{t=1}^T c_{\text{GT}} P_{\text{GT},t}^{\text{s},\xi} \Delta t \quad (9)$$

式中, c_{GT} 为燃气轮机单位发电运行成本系数; $P_{\text{GT},t}^{\text{s},\xi}$ 为荷侧场景 s 、源侧场景 ξ 下时段 t 的燃气轮机电出力; Δt 为调度时间间隔。

电储能充放电运行成本为

$$C_{\text{ES},s,\xi} = \sum_{t=1}^T c_{\text{ES}} (P_{\text{ES, ch},t}^{\text{s},\xi} + P_{\text{ES, dis},t}^{\text{s},\xi}) \Delta t \quad (10)$$

式中, c_{ES} 为电储能充放电运行成本系数; $P_{\text{ES, ch},t}^{\text{s},\xi}$ 、 $P_{\text{ES, dis},t}^{\text{s},\xi}$ 分别为电储能在时段 t 的充电功率和放电功率。

AA-CAES压缩/膨胀运行成本为

$$C_{\text{CAES},s,\xi} = \sum_{t=1}^T c_{\text{CAES}} (P_{\text{CA, ch},t}^{\text{s},\xi} + P_{\text{CA, dis},t}^{\text{s},\xi}) \Delta t \quad (11)$$

式中, c_{CAES} 为AA-CAES压缩/膨胀运行成本系数; $P_{\text{CA, ch},t}^{\text{s},\xi}$ 为AA-CAES压缩功率; $P_{\text{CA, dis},t}^{\text{s},\xi}$ 为AA-CAES膨胀功率。

储热罐吸放热运行成本为

$$C_{\text{TS},s,\xi} = \sum_{t=1}^T c_{\text{TS}} (Q_{\text{TS, ch},t}^{\text{s},\xi} + Q_{\text{TS, dis},t}^{\text{s},\xi}) \Delta t \quad (12)$$

式中, c_{TS} 为储热罐吸放热运行成本系数; $Q_{\text{TS, ch},t}^{\text{s},\xi}$ 、 $Q_{\text{TS, dis},t}^{\text{s},\xi}$ 分别为储热罐在时段 t 的吸热功率和放热功率。

外部电网购售电净成本为

$$C_{\text{grid},s,\xi} = \sum_{t=1}^T (\lambda_t^{\text{buy}} P_{\text{buy},t}^{\text{s},\xi} - \lambda_t^{\text{sell}} P_{\text{sell},t}^{\text{s},\xi}) \Delta t \quad (13)$$

式中, λ_t^{buy} 、 λ_t^{sell} 分别为时段 t 的购电电价和售电电价; $P_{\text{buy},t}^{\text{s},\xi}$ 、 $P_{\text{sell},t}^{\text{s},\xi}$ 分别为外部电网购电功率和售电功率。购电成本以正项计入运行成本,售电收益以负项计入运行成本。

2.3 电功率与热功率平衡约束

电功率平衡要求燃气轮机、光伏、风电、电储能、AA-CAES和电网交易共同满足电负荷需求:

$$P_{\text{PV},t} + P_{\text{WT},t} + P_{\text{GT},t} + P_{\text{dis},t} - P_{\text{ch},t} + P_{\text{buy},t} - P_{\text{sell},t} = P_{\text{load},s,t} \quad (14)$$

式中, $P_{\text{PV},t}$ 、 $P_{\text{WT},t}$ 分别为光伏和风电实际出

力； $P_{\text{load},s,t}$ 为荷侧场景 s 下 t 时段电负荷；其余符号含义同前。正号项表示电功率供给或购电，负号项表示充电、压缩耗电或售电。

热功率平衡要求燃气轮机余热、储热罐、AA-CAES压缩放热和膨胀吸热共同满足热负荷需求：

$$Q_{\text{GT},t} + Q_{\text{TS},\text{dis},t} - Q_{\text{TS},\text{ch},t} + Q_{\text{CA},\text{out},t} - Q_{\text{CA},\text{abs},t} = L_{h,s,t} \quad (15)$$

式中， $Q_{\text{GT},t}$ 为燃气轮机余热功率； $Q_{\text{CA},\text{out},t}$ 、 $Q_{\text{CA},\text{abs},t}$ 分别为AA-CAES压缩放热功率和膨胀吸热功率； $L_{h,s,t}$ 为荷侧场景 s 下 t 时段热负荷；其余符号含义同前。吸热项以负号计入热平衡。

式(14)、式(15)构成热-电耦合系统的核心平衡关系。优化结果能够更直接地反映设备容量、外部电网交换能力和AA-CAES耦合调节能力是否充足。

2.4 设备运行约束

(1) 燃气轮机运行约束

燃气轮机出力上下限：

$$P_{\text{GT},\min} u_{\text{GT},t} \leq P_{\text{GT},t} \leq P_{\text{GT},\max} u_{\text{GT},t} \quad (16)$$

式中， $P_{\text{GT},\min}$ 、 $P_{\text{GT},\max}$ 分别为燃气轮机最小和最大电出力； $u_{\text{GT},t}$ 为燃气轮机启停状态变量，取1表示开机，取0表示停机。

燃气轮机爬坡约束：

$$\begin{cases} P_{\text{GT},t} - P_{\text{GT},t-1} \leq \text{RU}_{\text{GT}} \\ P_{\text{GT},t-1} - P_{\text{GT},t} \leq \text{RD}_{\text{GT}} \end{cases} \quad (17)$$

式中， RU_{GT} 、 RD_{GT} 分别为燃气轮机向上和向下爬坡功率限值； $P_{\text{GT},t-1}$ 为上一时段燃气轮机电出力。

燃气轮机热-电耦合关系：

$$Q_{\text{GT},t} = k_{\text{GT}} P_{\text{GT},t} \quad (18)$$

式中， k_{GT} 为燃气轮机热电比，用于描述燃气轮机电出力与余热功率之间的耦合关系。

(2) 电储能约束

电储能能量状态转移：

$$E_{\text{ES},t} = E_{\text{ES},t-1} + \left(\eta_{\text{ES},\text{ch}} P_{\text{ES},\text{ch},t} - \frac{P_{\text{ES},\text{dis},t}}{\eta_{\text{ES},\text{dis}}} \right) \Delta t \quad (19)$$

式中， $E_{\text{ES},t}$ 为 t 时段电储能电量； $\eta_{\text{ES},\text{ch}}$ 、 $\eta_{\text{ES},\text{dis}}$ 分别为电储能充电效率和放电效率； $E_{\text{ES},t-1}$ 为上一时段电储能电量。

电储能能量与日末回归约束：

$$\begin{cases} E_{\text{ES},\min} \leq E_{\text{ES},t} \leq E_{\text{ES},\max} \\ E_{\text{ES},T} = E_{\text{ES},0} \end{cases} \quad (20)$$

式中， $E_{\text{ES},\min}$ 、 $E_{\text{ES},\max}$ 分别为电储能最小和最大允许电量； $E_{\text{ES},T}$ 为调度周期末端电量； $E_{\text{ES},0}$ 为

初始电量。日末回归约束用于保证日调度周期前后储能状态一致。

(3) 储热罐约束

储热罐热量状态转移：

$$E_{\text{TS},t} = E_{\text{TS},t-1} + \left(\eta_{\text{TS},\text{ch}} Q_{\text{TS},\text{ch},t} - \frac{Q_{\text{TS},\text{dis},t}}{\eta_{\text{TS},\text{dis}}} \right) \Delta t \quad (21)$$

式中， $E_{\text{TS},t}$ 为 t 时段储热罐热量； $\eta_{\text{TS},\text{ch}}$ 、 $\eta_{\text{TS},\text{dis}}$ 分别为储热罐的吸热效率和放热效率； $E_{\text{TS},t-1}$ 为上一时段储热罐热量。

储热罐热量与日末回归约束：

$$\begin{cases} E_{\text{TS},\min} \leq E_{\text{TS},t} \leq E_{\text{TS},\max} \\ E_{\text{TS},T} = E_{\text{TS},0} \end{cases} \quad (22)$$

式中， $E_{\text{TS},\min}$ 、 $E_{\text{TS},\max}$ 分别为储热罐最小和最大允许热量； $E_{\text{TS},T}$ 为调度周期末端热量； $E_{\text{TS},0}$ 为初始热量。

(4) AA-CAES储气与储热约束

AA-CAES储气能量状态转移：

$$E_{\text{CA},t} = E_{\text{CA},t-1} + \left(\eta_{\text{CA},\text{ch}} P_{\text{CA},\text{ch},t} - \frac{P_{\text{CA},\text{dis},t}}{\eta_{\text{CA},\text{dis}}} \right) \Delta t \quad (23)$$

式中， $E_{\text{CA},t}$ 为 t 时段AA-CAES储气能量； $\eta_{\text{CA},\text{ch}}$ 、 $\eta_{\text{CA},\text{dis}}$ 分别为AA-CAES压缩储气效率和膨胀释能效率； $E_{\text{CA},t-1}$ 为上一时段AA-CAES储气能量。

AA-CAES储气能量与日末回归约束：

$$\begin{cases} E_{\text{CA},\min} \leq E_{\text{CA},t} \leq E_{\text{CA},\max} \\ E_{\text{CA},T} = E_{\text{CA},0} \end{cases} \quad (24)$$

式中， $E_{\text{CA},\min}$ 、 $E_{\text{CA},\max}$ 分别为AA-CAES储气能量下限和上限； $E_{\text{CA},T}$ 为调度周期末端储气能量； $E_{\text{CA},0}$ 为初始储气能量。

AA-CAES储热状态转移：

$$H_{\text{CA},t} = H_{\text{CA},t-1} + \left[\eta_{\text{H},\text{ch}} (\alpha_c P_{\text{CA},\text{ch},t} - Q_{\text{CA},\text{out},t}) - \frac{\alpha_d P_{\text{CA},\text{dis},t} - Q_{\text{CA},\text{abs},t}}{\eta_{\text{H},\text{dis}}} \right] \Delta t \quad (25)$$

式中， $H_{\text{CA},t}$ 为 t 时段AA-CAES储热能量； $\eta_{\text{H},\text{ch}}$ 、 $\eta_{\text{H},\text{dis}}$ 分别为AA-CAES储热充热效率和放热效率； α_c 为压缩过程单位压缩功率对应的产热系数； α_d 为膨胀过程单位发电功率对应的需热系数； $H_{\text{CA},t-1}$ 为上一时段储热能量。

AA-CAES储热能量与日末回归约束：

$$\begin{cases} H_{\text{CA},\min} \leq H_{\text{CA},t} \leq H_{\text{CA},\max} \\ H_{\text{CA},T} = H_{\text{CA},0} \end{cases} \quad (26)$$

式中， $H_{\text{CA},\min}$ 、 $H_{\text{CA},\max}$ 分别为AA-CAES储热能量下限和上限； $H_{\text{CA},T}$ 为调度周期末端储热能量；

$H_{CA,0}$ 为初始储热能量。

AA-CAES 压缩放热与膨胀吸热约束:

$$\begin{cases} 0 \leq Q_{CA, out, t} \leq \alpha_c P_{CA, ch, t} \\ 0 \leq Q_{CA, abs, t} \leq \alpha_d P_{CA, dis, t} \end{cases} \quad (27)$$

式中, $Q_{CA, out, t}$ 为 AA-CAES 压缩阶段向热侧释放的热功率; $Q_{CA, abs, t}$ 为 AA-CAES 膨胀阶段从热侧吸收的热功率; $\alpha_c P_{CA, ch, t}$ 和 $\alpha_d P_{CA, dis, t}$ 分别表示压缩可释放热功率上限和膨胀可吸收热功率上限。

(5) 外部电网购电和售电上限约束

$$\begin{cases} 0 \leq P_{buy, t} \leq P_{grid, max} \\ 0 \leq P_{sell, t} \leq P_{grid, max} \end{cases} \quad (28)$$

式中, $P_{grid, max}$ 为外部电网允许的最大交换功率; $P_{buy, t}$ 、 $P_{sell, t}$ 分别为 t 时段购电功率和售电功率。

上述约束共同构成虚拟电厂在多场景下的可行域。电储能、储热罐和 AA-CAES 均设置日末回归约束, 避免模型通过透支储能末端能量来获得虚假经济性的情况, 使日前计划更适合周期性日调度应用。

3 求解方法与评价机制

3.1 C&CG 求解框架

随机鲁棒优化模型包含第 1 阶段整数启停变量、第 2 阶段连续调度变量以及源侧不确定集内的最坏场景搜索, 直接求解难度较大。本方法采用列与约束生成算法进行分解。C&CG 算法的基本思想是: 主问题仅包含有限个已发现的源侧场景, 求得当前第 1 阶段启停方案和下界; 子问题在固定第 1 阶段方案后, 在源侧不确定集内寻找使荷侧期望运行成本最大的最坏场景, 并更新上界。若子问题返回的新场景未存在于主问题, 便将其加入主问题继续迭代; 若上下界间隙满足容差或返回的场景已存在, 则算法终止。

在第 r 次迭代中, 主问题可表示为

$$\min C^{start} + \eta \quad (29)$$

$$\eta \geq \sum_s \pi_s C^{oper}(x, y_{s,k}), \quad k = 1, 2 \dots K_r \quad (30)$$

式中, η 为主问题中的辅助变量, 表示当前已加入源侧场景集合下的最坏荷侧期望运行成本上界; K_r 为当前已加入主问题的源侧场景数。式(30)保证 η 不小于任一已知源侧场景下的荷侧期望运行成本。子问题在固定 U_{GT} 后求解:

$$Q(x') = \max_{\xi \in U} \sum_s \pi_s \min_{y_s} C^{oper}(x', y_s, \xi) \quad (31)$$

式中, $Q(x')$ 为固定第 r 次迭代第 1 阶段解 x' 后

的最坏两阶段期望成本; x' 为第 r 次迭代得到的第 1 阶段启停方案; $\min_{y_s}$ 表示在给定源荷场景下对第 2 阶段连续变量进行最优追补调度。

由于第 2 阶段为线性规划, 可利用强对偶理论将内层最小化问题转化为对偶形式, 并通过 Big-M 线性化处理不确定二进制变量与对偶变量的乘积, 从而形成可由 CPLEX 求解的混合整数线性规划。C&CG 迭代的下界和上界分别为主问题目标值 LB 和 $C^{start} + Q(x')$ 形成的候选上界 UB。收敛判据为

$$\frac{|UB - LB|}{\max(1, |UB|)} \leq \varepsilon \quad (32)$$

式中, UB 和 LB 分别为 C&CG 迭代过程中的上界和下界; ε 为收敛容差; $\max(1, |UB|)$ 用于避免上界数值较小时分母过小。

本方法设置最大迭代次数为 30, 收敛容差为 10^{-4} 。算例中主问题在 2 次迭代内收敛, 表明在所设设备规模和不确定预算下, C&CG 能够高效识别关键最坏源侧场景。两阶段随机鲁棒优化调度模型求解流程如图 2 所示。

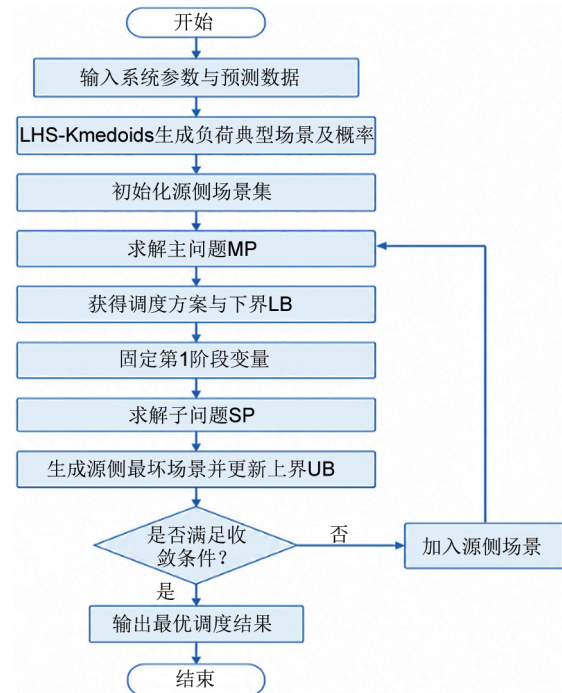


图2 基于 C&CG 算法的随机鲁棒优化模型求解流程

Fig. 2 Solution process of the stochastic robust optimization model based on C&CG algorithm

3.2 对比方法设置与评价机制

为验证所提两阶段随机鲁棒优化方法相较于随机优化和传统鲁棒优化在含 AA-CAES 综合能源型

虚拟电厂调度中的综合优势，本方法设置随机优化、传统鲁棒优化和本方法随机鲁棒优化3类方法进行对比。由于随机优化以期望成本为目标，其自身模型结果通常较低；传统鲁棒优化以最坏场景为目标，其自身模型结果通常较高。为了公平比较不同方法在同一不确定环境下的运行表现，本方法进一步构建统一源荷测试场景集，对各方法得到的日前方案进行再评价。

统一测试场景由荷侧典型场景和源侧不利偏差场景共同构成。其中，荷侧场景用于反映电、热负荷的一般波动，源侧场景采用 $\Gamma_{PV}=4$ 、 $\Gamma_{WT}=8$ 和 $\Gamma_{PV}=8$ 、 $\Gamma_{WT}=12$ 两组预算参数生成，用于检验不同极端程度下的风险抵御能力。对于每种优化方法，固定其优化得到的日前启停方案，在各测试场景下重新求解日内连续调度变量，并统计不同测试场景下的总运行成本。

本方法选取平均总成本、最坏总成本和CVaR90总成本作为统一测试场景下的评价指标。其中，平均总成本用于衡量调度方案在统一源荷测试场景下的综合经济性；最坏总成本用于表征极端源荷场景下的最大运行风险；CVaR90总成本用于反映90%置信水平下尾部高成本场景的平均损失水平。通过上述指标，可以从平均工况、极端场景和尾部风险3个角度评价不同优化方法的综合调度性能，避免仅比较各方法自身目标函数所造成的评价口径不一致问题。各评价指标计算公式如下：

$$C_i^{\text{mean}} = C_i^{\text{DA}} + \sum_{j=1}^N p_j C_{i,j}^{\text{ID}} \quad (33)$$

$$C_i^{\text{worst}} = C_i^{\text{DA}} + \max_{j=1,2,\dots,N} C_{i,j}^{\text{ID}} \quad (34)$$

$$C_i^{\text{CVaR90}} = C_i^{\text{DA}} + \frac{1}{1-0.90} \sum_{k=1}^N \omega_k C_{i,(k)}^{\text{ID}} \quad (35)$$

式中， C_i^{DA} 为方法*i*的日前运行成本； $C_{i,j}^{\text{ID}}$ 为统一测试场景*j*下的日内偏差成本； p_j 为测试场景概率； $C_{i,(k)}^{\text{ID}}$ 为按成本从高到低排序后的第*k*个场景日

内成本； ω_k 为最高10%尾部场景的截取概率权重。

4 算例设置与结果分析

4.1 参数设置

算例采用24 h调度周期，时间间隔为1 h。本方法的综合能源型虚拟电厂包含光伏、风电、燃气轮机、电储能、储热罐、AA-CAES和外部电网。电价采用分时电价，基础购电价为低谷时段0.30元/kWh、平价时段0.75元/kWh、高峰时段1.45元/kWh，基础售电价为购电价的45%。日内市场购电价格设置为日前购电价格的1.5倍，日内售电价格与基础售电价一致。所有对比方法采用同一套日内市场价格，以避免因价格差异造成不公平比较。需要说明的是，本方法模型主要面向源荷不确定性下综合能源型虚拟电厂的日前-日内优化调度问题。为保证两阶段随机鲁棒优化模型的可求解性，文中对部分工程损耗进行了适当简化处理：燃气轮机启停过程采用启动成本进行等效表征，暂未进一步区分停机磨损和寿命折损成本；AA-CAES压缩机、膨胀机及换热环节采用固定效率参数描述，暂未考虑变工况运行下效率衰减和非线性热力学损耗。因此，本方法算例结果主要用于比较不同不确定性处理方法下的调度经济性和风险抵御能力，而非对具体工程项目运行成本的精确核算。参数如表1、表2所示。

表1 分布式设备经济技术参数

Table 1 Economic and technical parameters of distributed devices

设备	最大功率/kW	效率	运行成本系数
光伏(PV)	600	0.15	0.0228
风机(WT)	1200	0.75	0.0228
燃气轮机(GT)	1000	0.40	0.678
压缩空气储能系统	300	0.86	0.025

表2 储能设备经济技术参数

Table 2 Economic and technical parameters of energy storage devices

设备	最大功率/kW	最大容量/kWh	最小容量/kWh	初始容量/kWh	运行成本系数
电储(ES)	40	270	60	150	0.025
热储(TS)	130	216	48	120	0.018
AA-CAES 储气	300	1400	200	600	0.025
AA-CAES 储热	150	800	100	350	0.025

图3和图4分别给出了经LHS-Kmedoids方法生成的电负荷和热负荷典型场景。可以看出，5个

典型场景整体围绕期望负荷曲线波动，说明场景生成结果能够保持原始预测曲线的日变化趋势。电负

荷在晚高峰时段达到较高水平,热负荷则呈现早晚较高、中午较低的变化特征,反映了电、热负荷在时间分布上的差异。各场景之间虽不存在极端偏离,但在峰值时段和负荷爬升时段仍有明显差异。这说明若仅采用单一平均负荷进行调度,可能会低估日内调节压力。因此,本方法引入负荷侧典型场景及其概率,有助于提高日前计划对负荷波动的适应性。

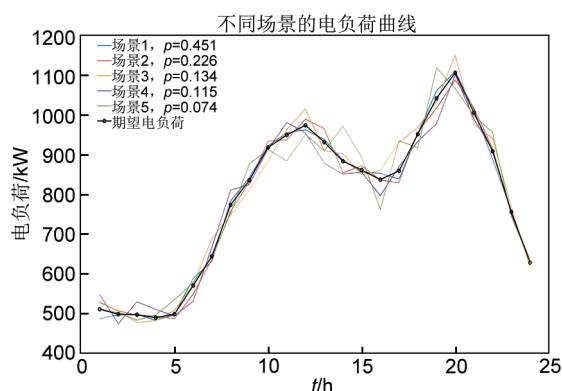


图3 不同典型场景下的电负荷曲线
Fig. 3 Electric load curves under different typical scenarios

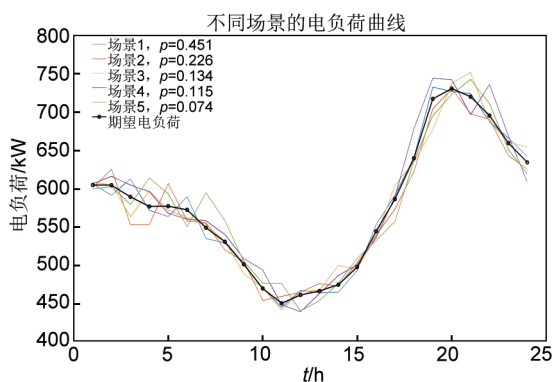


图4 不同典型场景下的热负荷曲线
Fig. 4 Thermal load curves under different typical scenarios

图5和图6分别展示了光伏出力和风电出力的预测值、实际值/最坏场景以及不确定性范围。图中阴影区域表示由最大偏差比例构成的源侧不确定区间,虚线为预测值,实线为实际值或最坏场景出力。可以看出,最坏场景出力均位于预测值下方,说明源侧不利偏差会增加系统日内平衡压力,因此采用预算不确定集刻画风光出力下偏具有必要性。

4.2 C&CG收敛性分析

本方法采用C&CG算法求解两阶段随机鲁棒优

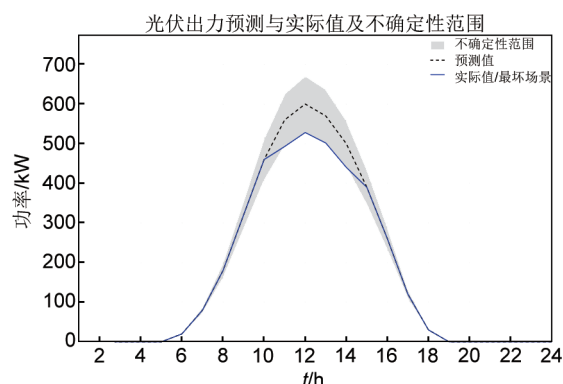


图5 光伏出力预测值、实际值及不确定性范围
Fig. 5 Predicted value, actual value and uncertainty range of photovoltaic output

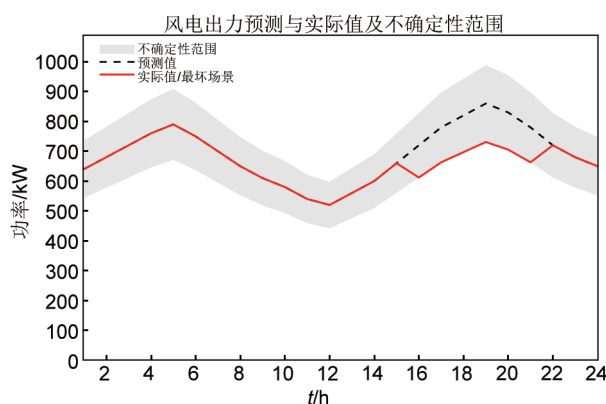


图6 风电出力预测值、实际值及不确定性范围
Fig. 6 Predicted value, actual value and uncertainty range of wind power output

化模型。C&CG迭代结果显示,第1次迭代时主问题仅包含名义源侧场景,MP目标值LB为4173.38元,子问题搜索得到最坏两阶段期望成本为4431.93元,对应候选上界UB为4511.93元,相对间隙为0.075。第2次迭代后,主问题中源侧场景数增至2,LB与UB均为4511.93元,相对间隙降至0,算法判定收敛。

主问题最终运行成本为4511.93元,最终源侧场景数为2。燃气轮机在24个时段内均处于开机状态,说明在当前负荷水平和热-电耦合约束下,燃气轮机不仅提供电功率,还通过余热满足热负荷需求,是系统基础供能设备。C&CG仅用2次迭代即收敛,表明在给定预算不确定集下,影响运行成本的关键最坏源侧场景数量有限,采用C&CG能够显著降低直接枚举场景的计算负担。

表3给出了不同负荷侧典型场景下的日前运行成本。5个场景的运行成本分布在4355.7~4479.0元

之间,最大差值为123.3元,说明不同负荷场景会对虚拟电厂运行成本产生一定影响,但总体波动范围较为平稳。场景1概率最高,为0.45125,对期望运行成本影响最大;场景3和场景5虽然概率较低,但运行成本相对较高,说明低概率负荷场景仍可能带来较大的调度成本。按场景概率加权后,荷侧期望运行成本约为4432.0元,与C&CG子问题得到的最坏两阶段期望成本4431.93元基本一致,验证了荷侧场景成本统计与随机鲁棒优化模型求解结果的一致性。

表3 VPP不同荷侧场景下的日前运行成本

Table 3 Day-ahead operation costs of VPP under different load-side scenarios

场景编号	场景概率	日前运行成本/元
1	0.45125	4447.4
2	0.22625	4355.7
3	0.13375	4479.0
4	0.11500	4437.8
5	0.07375	4476.9

4.3 AA-CAES运行特性分析

为说明AA-CAES在综合能源型虚拟电厂中的电-热耦合调节作用,本方法对其运行结果和关键参数影响进行分析。AA-CAES调度周期内压缩耗电量为6451.32 kWh,膨胀发电量为4882.36 kWh,压缩放热量为3938.33 kWh,膨胀吸热量为1941.62 kWh,储气能量波动为1200.00 kWh,储热能量波动为537.16 kWh。上述结果表明,AA-CAES并非仅作为电侧储能参与削峰填谷,而是同时通过压缩放热和膨胀吸热参与热侧能量调节,在电、热两侧均承担了重要的灵活性调节任务。

典型源荷场景下的电功率优化结果如图7所示。正向柱表示燃气轮机出力、光伏出力、风电出力、储能放电、AA-CAES发电和购电等供给项,负向柱表示储能充电、AA-CAES压缩和售电等消耗项,黑色折线为电负荷。可以看出,燃气轮机在多个时段承担基础供电作用,风电和光伏优先参与负荷供应;在新能源出力较高或电价较低时段,AA-CAES通过压缩吸收电能,提高储气能量,并产生压缩热供热侧利用或进入储热状态;在负荷较高或电价较高时段,AA-CAES通过膨胀释放储气能量,输出电功率,同时吸收热量以支撑膨胀过程。储气能量波动达到1200 kWh,说明其长时储能特

性得到充分利用;储热能量波动达到537.16 kWh,说明热侧耦合过程对系统平衡具有实际贡献。该结果说明AA-CAES能够在电侧承担跨时段能量转移作用,缓解源荷不匹配带来的日内购电压力。

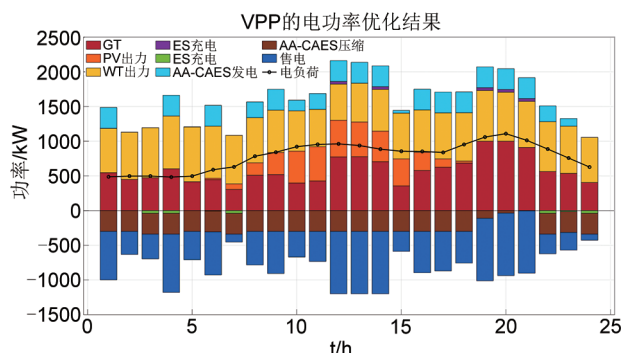


图7 VPP电功率优化结果

Fig. 7 VPP electric power optimization results

图8给出了电储能和AA-CAES储气能量的时序变化。

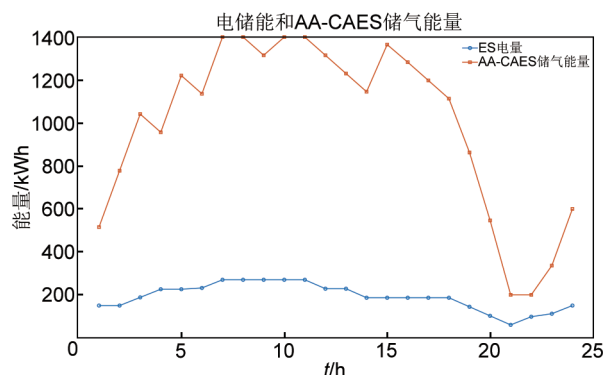


图8 电储能与AA-CAES储气能量状态

Fig. 8 Electric energy storage and AA-CAES air storage energy state

电储能容量较小,主要在短时段内进行充放电调节;AA-CAES储气能量波动范围更大,说明其承担了更重的长时能量转移任务。AA-CAES储气能量在低价或新能源相对充足时段上升,在高负荷或高电价时段下降,体现了其通过压缩储能和膨胀发电实现“削峰填谷”的运行特征。与电储能相比,AA-CAES更适合承担较大尺度、跨时段的能量平衡任务。

图9展示了热功率优化结果。结果表明,燃气轮机余热是热侧供能的主要来源,储热罐和AA-CAES共同参与热负荷平衡。AA-CAES在压缩阶段释放热量,可补充热侧供给;在膨胀阶段需要吸

收热量，因此在热功率平衡中表现为负向吸热项。储热罐则通过吸热和放热实现热能时移，缓解燃气轮机余热与热负荷需求之间的时段错配问题。该结果说明，AA-CAES 不应仅被等效为电储能，其压缩放热和膨胀吸热过程还会直接影响热侧调度方案，是虚拟电厂中不可忽略的灵活资源。

4.4 AA-CAES 关键参数敏感性分析

为进一步分析 AA-CAES 关键参数对综合能源型虚拟电厂优化调度结果的影响，本方法采用单因素敏感性分析方法，分别考察储气室容量和换热效率对系统总运行成本的影响。其中，储气室容量敏感性分析保持换热效率为基准值 0.93 不变，仅改变 AA-CAES 储气容量上限；换热效率敏感性分析保

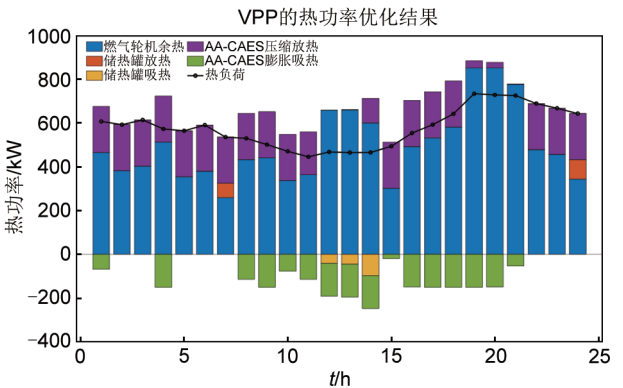


图9 VPP 热功率优化结果
Fig. 9 VPP thermal power optimization results

持储气容量上限为基准值 1400 kWh 不变，仅改变换热效率。分析结果如表 4 和表 5 所示。

表 4 储气室容量敏感性分析结果

Table 4 Sensitivity analysis results of air storage capacity				
储气容量水平	储气容量上限/kWh	换热效率	总运行成本/元	较基准成本变化/元
80%	1120	0.93	4572.2	60.3
90%	1260	0.93	4542.1	30.2
100% (基准)	1400	0.93	4511.9	0
110%	1540	0.93	4481.8	-30.1
120%	1680	0.93	4451.6	-60.3

由表 4 可知，在换热效率保持 0.93 不变的情况下，随着 AA-CAES 储气容量上限由 1120 kWh 增加至 1680 kWh，系统总运行成本由 4572.2 元降低至 4451.6 元。这说明储气容量增大后，AA-CAES 跨时段能量转移能力增强，能够更好地适应新能源出力波动和负荷变化，从而降低系统运行成本。

表 5 换热效率敏感性分析结果

Table 5 Sensitivity analysis results of heat exchange efficiency			
储气容量水平/kWh	换热效率	总运行成本/元	较基准成本变化/元
1400	0.85	4549.5	37.6
1400	0.9	4527.2	15.2
1400	0.93 (基准)	4511.9	0
1400	0.96	4496.9	-15.3
1400	0.98	4486.9	-25.1

由表 5 可知，在储气容量上限保持 1400 kWh 不变的情况下，随着换热效率由 0.85 提高至 0.98，系统总运行成本由 4549.5 元降低至 4486.9 元。这说明换热效率提高后，AA-CAES 压缩热回收和膨胀供热能力增强，电-热耦合调节效果更加明显，

有助于改善系统运行经济性。
综上，储气容量和换热效率均会影响 AA-CAES 参与综合能源型虚拟电厂优化调度的效果。其中，储气容量主要影响 AA-CAES 的跨时段储能能力，换热效率主要影响压缩热回收和热能利用效果。合理配置储气室容量并提高换热效率，有助于提升 AA-CAES 的多能流协同调节能力。

4.5 统一测试场景下的综合调度性能评价

为验证不同优化方法在同一源荷不确定环境下的运行表现，本方法在统一测试场景集下对随机优化、传统鲁棒优化和本方法方法进行评价。评价过程中，固定各方法优化得到的日前启停方案，并在相同的源荷测试场景下重新求解日内连续调度变量，进而统计平均总成本、最坏总成本和 CVaR90 总成本。该评价方式能够避免不同方法自身优化目标不一致造成的比较偏差，从平均经济性、极端场景风险和尾部高成本风险 3 个角度反映各方法的综合调度性能。结果如表 6 所示。

表 6 给出了统一测试场景下各方法的总成本风险指标。可以看出，随机优化的平均总成本、最坏

表 6 统一测试场景下各方法总成本风险指标
Table 6 Total cost risk indicators of each method under unified test scenarios

优化方法	Γ_{PV}	Γ_{WT}	平均总成本/元	最坏总成本/元	CVaR90 总成本/元
随机优化	—	—	5040.6	6010.4	5962.7
鲁棒优化	4	8	5065.2	5868.1	5720.8
鲁棒优化	8	12	4907.6	5594.1	5429.5
本方法方法	4	8	4971.1	5845.2	5725.1
本方法方法	8	12	4847.7	5497.3	5455.2

总成本、CVaR90 总成本偏高。这说明随机优化虽然以概率场景下的期望成本为目标，能够获得较低的平均意义下调度成本，但由于未考虑源侧最坏出力偏差，在统一测试场景中面对风光出力下偏时，需要承担更高的日内修正成本，极端场景和尾部高成本场景下的风险暴露较大。

对于传统鲁棒优化而言，随着不确定预算由 $\Gamma_{PV}=4$ 、 $\Gamma_{WT}=8$ 增大至 $\Gamma_{PV}=8$ 、 $\Gamma_{WT}=12$ ，其平均总成本由 5065.2 元降低至 4907.6 元，最坏总成本由 5868.1 元降低至 5594.1 元，CVaR90 总成本由 5720.8 元降低至 5429.5 元。这说明较大的不确定预算能够促使日前方案预留更多源侧调节裕度，从而降低统一测试场景下的日内风险成本。但传统鲁棒优化未显式刻画电、热负荷的概率场景，其日前方案主要面向源侧最坏偏差进行保守调度，因此在平均经济性方面仍存在一定局限。

相比之下，本方法方法同时考虑荷侧随机场景和源侧预算不确定性，在统一测试场景下表现出更好的综合调度效果。当 $\Gamma_{PV}=8$ 、 $\Gamma_{WT}=12$ 时，本方法方法的平均总成本为 4847.7 元，在所有方案中最低，较随机优化降低 192.9 元，较同预算传统鲁棒优化降低 59.9 元；其最坏总成本为 5497.3 元，同样在所有方案中最低，较随机优化降低 513.1 元，较同预算传统鲁棒优化降低 96.8 元。上述结果表明，本方法方法能够在日前阶段同时兼顾负荷波动和源侧不利偏差，使调度方案对源荷双重不确定性具有更强的适应能力，从而降低统一测试场景下的平均运行成本和极端场景成本。

从 CVaR90 总成本来看，本方法方法在 $\Gamma_{PV}=8$ 、 $\Gamma_{WT}=12$ 时的 CVaR90 总成本为 5455.2 元，明显低于随机优化的 5962.7 元，这说明本方法方法能够有效降低高成本尾部场景下的风险损失。需要指出的是，同预算传统鲁棒优化的 CVaR90 总成本为

5429.5 元，较本方法方法略低 25.7 元，这表明传统鲁棒优化在尾部高风险场景控制方面仍具有一定优势。但传统鲁棒优化的平均总成本和最坏总成本均高于本方法方法，说明其保守性会在一定程度上牺牲整体经济性。

5 结 论

本方法针对高比例可再生能源接入下综合能源型虚拟电厂面临的源荷双重不确定性问题，提出了一种两阶段随机鲁棒优化调度方法，构建了以 AA-CAES 为能量枢纽的综合能源型虚拟电厂两阶段随机鲁棒优化模型。该方法荷侧采用典型场景描述电、热负荷随机波动，源侧采用预算不确定集刻画风光出力不利偏差，并通过 C&CG 算法进行求解，得到以下结论：

(1) 调度周期内，AA-CAES 压缩耗电量、膨胀发电量、压缩放热量和膨胀吸热量分别为 6451.32 kWh、4882.36 kWh、3938.33 kWh 和 1941.62 kWh，储气能量和储热能量波动分别达到 1200 kWh 和 537.16 kWh，说明其可同时参与电侧“削峰填谷”和热侧能量转移。敏感性分析表明，增大储气容量和提高换热效率均可降低系统运行成本，有助于提升 AA-CAES 跨时段能量转移能力，降低系统运行成本。

(2) 在统一测试场景下，当 $\Gamma_{PV}=8$ 、 $\Gamma_{WT}=12$ 时，本方法方法的测试平均总成本为 4847.7 元，较随机优化和同预算传统鲁棒优化分别降低 192.9 元和 59.9 元；测试最坏总成本为 5497.3 元，较随机优化和同预算传统鲁棒优化分别降低 513.1 元和 96.8 元。其 CVaR90 总成本虽较同预算传统鲁棒优化高 25.7 元，但较随机优化降低 507.5 元。综合来看，本方法方法在平均运行经济性和极端场景抗风险能力方面表现更优，同时能够显著降低随机优化下的尾部风险，验证了所提两阶段随机鲁棒优化调度方法的有效性。

后续研究可进一步考虑燃气轮机启停磨损、AA-CAES 变工况效率衰减、储能寿命退化、碳交易机制及电力现货市场等多重因素，发展更精细化的多时间尺度协同调度模型。

参 考 文 献

[1] 张凯杰, 丁国锋, 闻铭, 等. 虚拟电厂的优化调度技术与市场机制设

- 计综述[J]. 综合智慧能源, 2022, 44(2): 60-72.
- ZHANG K J, DING G F, WEN M, et al. Review of optimal dispatching technology and market mechanism design for virtual power plants[J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(2): 60-72.
- [2] 刘东, 樊强, 尤宏亮, 等. 泛在电力物联网下虚拟电厂的研究现状与展望[J]. 工程科学与技术, 2020, 52(4): 3-12. DOI: 10.15961/j.jsuese.201901218.
- LIU D, FAN Q, YOU H L, et al. Research status and trends of virtual power plants under electrical Internet of Things[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2020, 52(4): 3-12. DOI: 10.15961/j.jsuese.201901218.
- [3] JU L W, TAN Z F, YUAN J Y, et al. A bi-level stochastic scheduling optimization model for a virtual power plant connected to a wind-photovoltaic-energy storage system considering the uncertainty and demand response[J]. Applied Energy, 2016, 171: 184-199. DOI: 10.1016/j.apenergy.2016.03.020.
- [4] 赵力航, 常伟光, 杨敏, 等. 电力市场环境虚拟电厂两阶段能量经济优化调度[J]. 中国电力, 2022, 55(10): 14-22. DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202203042.
- ZHAO L H, CHANG W G, YANG M, et al. Two-stage energy economic optimal dispatch of virtual power plant in deregulated electricity market[J]. Electric Power, 2022, 55(10): 14-22. DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202203042.
- [5] 刘吉成, 冯淑贤, 宋亚楠, 等. 计及源荷不确定性的虚拟电厂优化调度模型[J]. 现代电力, 2025, 42(4): 799-809.
- LIU J C, FENG S X, SONG Y N, et al. A scheduling model of virtual power plant considering source-load uncertainty[J]. Modern Electric Power, 2025, 42(4): 799-809.
- [6] 蒋方帅, 曹俊波, 周志华, 等. 计及风险的分布式电源与储能虚拟电厂鲁棒优化调度[J]. 现代电力, 2023, 40(4): 570-576. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0367.
- JIANG F S, CAO J B, ZHOU Z H, et al. Robust optimal scheduling of distributed power and storage virtual power plants considering risks[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(4): 570-576. DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2021.0367.
- [7] 赵冬梅, 王浩翔, 陶然. 计及风电-负荷不确定性的风-火-核-碳捕集多源协调优化调度[J]. 电工技术学报, 2022, 37(3): 707-718. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.201654.
- ZHAO D M, WANG H X, TAO R. A multi-source coordinated optimal scheduling model considering wind-load uncertainty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3): 707-718. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.201654.
- [8] 李勇, 姚天宇, 乔学博, 等. 基于联合时序场景和源网荷协同的分布式光伏与储能优化配置[J]. 电工技术学报, 2022, 37(13): 3289-3303. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.210712.
- LI Y, YAO T Y, QIAO X B, et al. Optimal configuration of distributed photovoltaic and energy storage system based on joint sequential scenario and source-network-load coordination[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13): 3289-3303. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.210712.
- [9] BERTSIMAS D, SIM M. The price of robustness[J]. Operations Research, 2004, 52(1): 35-53. DOI: 10.1287/opre.1030.0065.
- [10] 路清云. 基于新能源出力场景削减的多源协同控制策略[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2023.
- LU Q Y. Multi-source collaborative control strategy based on new energy output scenario reduction[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2023.
- [11] 王华勇, 傅强, 徐昱, 等. 基于场景削减的网源协同规划研究[J]. 自动化仪表, 2021, 42(5): 69-74. DOI: 10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2020100002.
- WANG H Y, FU Q, XU Y, et al. Research on generation and transmission expansion planning based on scenario reducing[J]. Process Automation Instrumentation, 2021, 42(5): 69-74. DOI: 10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2020100002.
- [12] ZENG B, ZHAO L. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method[J]. Operations Research Letters, 2013, 41(5): 457-461. DOI: 10.1016/j.orl.2013.05.003.
- [13] 尹斌鑫, 苗世洪, 李姚旺, 等. 考虑变寿命特性的先进绝热压缩空气储能电站容量规划模型[J]. 电工技术学报, 2020, 35(3): 612-622. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.190026.
- YIN B X, MIAO S H, LI Y W, et al. A capacity planning model of advanced adiabatic compressed air energy storage plant considering lifetime varying characteristic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(3): 612-622. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.190026.
- [14] 李姚旺, 苗世洪, 罗星, 等. 含压缩空气储能电力系统日前-日内协调调度策略[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2849-2860. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.170777.
- LI Y W, MIAO S H, LUO X, et al. Day-ahead and intra-day time scales coordinative dispatch strategy of power system with compressed air energy storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2849-2860. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.170777.
- [15] 闫文文, 文中, 李丹, 等. 计及含光热模块AA-CAES电站和碳捕集的综合能源系统低碳优化调度[J]. 电测与仪表, 2025, 62(6): 143-151. DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2025.06.015.
- YAN W W, WEN Z, LI D, et al. Low-carbon optimal scheduling of integrated energy system considering AA-CAES power plants and carbon capture with solar thermal modules[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(6): 143-151. DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2025.06.015.
- [16] 徐卫君, 张伟, 胡宇涛, 等. 先进绝热压缩空气储能多能流优化调度模型[J]. 电工技术学报, 2022, 37(23): 5944-5955. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220772.
- XU W J, ZHANG W, HU Y T, et al. Multi energy flow optimal scheduling model of advanced adiabatic compressed air energy storage[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(23): 5944-5955. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220772.
- [17] BAI J Y, WEI W, CHEN L J, et al. Robust online operation of power systems with advanced adiabatic compressed air energy storage and renewable generation[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 50: 104207. DOI: 10.1016/j.est.2022.104207.
- [18] 梅生伟, 李瑞, 陈来军, 等. 先进绝热压缩空气储能技术研究进展及

- 展望[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2893-2907. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.172138.
- MEI S W, LI R, CHEN L J, et al. An overview and outlook on advanced adiabatic compressed air energy storage technique[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2893-2907. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.172138.
- [19] 蔡杰, 张世旭, 廖爽, 等. 考虑AA-CAES装置热电联储/供特性的微型综合能源系统优化运行策略[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 480-490.
- CAI J, ZHANG S X, LIAO S, et al. Optimal operation strategy of micro-integrated energy system considering heat and power cogeneration characteristics of AA-CAES devices[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 480-490.
- [20] 徐青山, 李淋, 盛业宏, 等. 冷热电联供型多微网主动配电系统日前优化经济调度[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1726-1734. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2018.0021.
- XU Q S, LI L, SHENG Y H, et al. Day-ahead optimized economic dispatch of active distribution power system with combined cooling, heating and power-based microgrids[J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1726-1734. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2018.0021.
- [21] 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.
- WANG Y Y, ZHAO L H, CHANG W G, et al. Model predictive control based energy collaborative optimization control method for energy storage system of virtual power plant[J]. Smart Power, 2021, 49(7): 16-22.
- [23] 吴孟雪, 房方. 计及风光不确定性的电-热-氢综合能源系统分布鲁棒优化[J]. 电工技术学报, 2023, 38(13): 3473-3485. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220759.
- WU M X, FANG F. Distributionally robust optimization of electricity-heat-hydrogen integrated energy system with wind and solar uncertainties[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(13): 3473-3485. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.220759.
- [24] 马恺珧. 不确定性环境下微电网优化调度研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院大学工程科学学院), 2024. DOI: 10.27983/d.cnki.ggckx.2024.000103.
- MA K Y. Research on optimal scheduling of microgrid under uncertainty[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (School of Engineering Science), 2024. DOI: 10.27983/d.cnki.ggckx.2024.000103.