

DOI: 10.11949/0438-1157.

多重不确定性下工业综合能源系统多时间尺度鲁棒调度优化

刘琳^{1,2}, 刘毓蓉^{1,2}, 钱锋^{1,2}(¹ 华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237; ² 能源化工过程智能制造教育部重点实验室, 上海 200237)

摘要: 针对流程工业综合能源系统碳排放密集、多能耦合复杂, 且单一时间尺度调度难以兼顾鲁棒与经济性的问题, 提出一种考虑多重不确定性的工业综合能源系统日前-日内多时间尺度协同调度方法。首先, 构建集成可再生能源的工业热电联产模型, 引入阶梯碳交易与电热柔性需求响应, 提升系统低碳灵活性。其次, 在日前阶段, 针对源荷预测误差与电价波动的多重不确定性, 建立两阶段分布鲁棒优化模型, 采用基于历史样本的模糊集及多面体集表征源荷和电价的不确定性, 利用强对偶理论和列与约束生成算法求解日前鲁棒最优机组出力计划; 日内阶段基于模型预测控制方法设计滚动优化策略, 实现对日前计划的动态跟踪与偏差修正。算例结果表明, 所提方法能够有效提升可再生能源消纳能力, 降低系统运行成本与碳排放, 并在多重不确定性扰动下减少日内修正代价, 实现经济性、低碳性与鲁棒性的平衡。

关键词: 工业综合能源系统; 多时间尺度; 优化调度; 不确定性

中图分类号: TQ021.8; TM73

文献标志码: A

文章编号: 0438-1157 (XXXX) XX-0001-21

Multi-time-scale robust scheduling optimization of industrial integrated energy system under multiple uncertainties

LIU Lin^{1,2}, LIU Yurong^{1,2}, QIAN Feng^{1,2}

(¹ School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China; ²

Key Laboratory of Smart Manufacturing in Energy Chemical Process, Ministry of Education, Shanghai 200237, China)

Abstract: To address the problems of carbon-intensive operation, complex multi-energy coupling, and the difficulty of achieving both robustness and economic performance under a single time-scale scheduling framework in industrial integrated energy systems, a day-ahead and intra-day multi-time-scale coordinated scheduling method considering multiple uncertainties is proposed. First, an industrial combined heat and power model integrated with renewable energy is established, and ladder-type carbon trading and integrated electricity-heat flexible demand response are introduced to enhance the low-carbon and operational flexibility of the system. Second, in the day-ahead stage, a two-stage distributionally robust optimization model is developed to address multiple uncertainties arising from source-load forecast errors and electricity price fluctuations. Historical-sample-based ambiguity sets and polyhedral sets are employed to characterize the uncertainties of source-load and electricity prices, respectively, and the day-ahead robust optimal unit output schedule is obtained by using strong duality theory and a column-and-constraint generation algorithm. In the intra-day stage, a rolling optimization strategy based on model predictive control is designed to dynamically track the day-ahead schedule and correct

收稿日期: 2026-03-16 修回日期: 2026-04-11

通信作者: 刘毓蓉 (1996—), 女, 博士, yr.liu@ecust.edu.cn; 钱锋 (1961—), 男, 博士, 教授, fqian@ecust.edu.cn

第一作者: 刘琳 (1999—), 女, 硕士研究生, liulinnu@163.com

引用本文: 刘琳, 刘毓蓉, 钱锋. 多重不确定性下工业综合能源系统多时间尺度鲁棒调度优化[J]. 化工学报, XXXX, XX(X): 1–21

Citation: LIU Lin, LIU Yurong, QIAN Feng. Multi-time-scale robust scheduling optimization of industrial integrated energy system under multiple uncertainties[J]. CIESC Journal, XXXX, XX(X): 1–21

real-time deviations. Case study results demonstrate that the proposed method can effectively improve renewable energy accommodation, reduce operating cost and carbon emissions, and lower intra-day adjustment costs under multiple uncertainty disturbances, thereby achieving a balance among economy, low-carbon performance, and robustness.

Keywords: industrial integrated energy system; multi-time-scale; optimal scheduling; uncertainty

引 言

应对日益严峻的气候变化与环境污染挑战,关键在于向低碳、可持续的能源结构转型^[1]。流程工业的能源系统作为现代工业生产的基础设施,长期依赖煤炭、燃油等传统化石燃料的燃烧,以满足各类制造工艺对电力、热能及多品位蒸汽的需求^[2-3]。然而,这种碳排放密集的能源供给模式不仅会加重环境污染,也使得其成为工业碳排放的主要来源。因此,通过优化能源结构与创新运营策略,构建多能互补、集成可再生能源的低碳工业综合能源系统,已成为构建绿色低碳工业体系的必然趋势与关键举措^[4]。

在工业低碳转型背景下,将风能、太阳能及生物质能等低碳能源引入工业能源网络,有助于降低化石能源消耗并提升清洁能源利用比例。预计到2030年,可再生能源将在全球发电结构中占据近40%的份额,进一步凸显其在能源转型中的重要作用^[5]。其中,生物质能具备一定的可调度性和碳补偿特征,在工业能源系统中具有较好的低碳替代潜力^[6-8]。然而,与一般园区综合能源系统相比,流程工业能源系统通常具有热电耦合紧密、设备运行约束复杂等特点,且不同品位蒸汽之间存在梯级利用关系,系统内部多能流耦合强、调节链条长。当风电、光伏等可再生能源接入后,其出力波动性和预测偏差将进一步增加系统的供需协调难度,容易引发弃风弃光、外购能波动及多级蒸汽供需错配等问题^[9-11]。因此,面向流程工业热电联产场景,如何构建兼顾低碳性、经济性与鲁棒性的协同调度方法,成为工业综合能源系统研究中的关键问题。

为进一步挖掘工业综合能源系统的低碳运行潜力,学术界已广泛关注碳交易机制与柔性需求响应技术。通过碳成本信号的引导,可促使系统减少高碳能源使用,提升清洁能源占比;而需求响应则能够增强负荷侧调节能力,改善源荷匹配关系。陈景文等人^[12]构建计及综合灵活运行碳捕集与高耗能负荷生产特性的虚拟电厂低碳经济调度模型,在阶

梯碳交易机制下进一步挖掘了源荷双侧的减碳潜力。Meng等人^[13]提出一种基于广义纳什谈判的多能源产消者点对点合作交易模型,并引入绿证与碳排放权协同机制以促进分布式能源的高效消纳。考虑到风光出力的概率分布不确定性,吴骏玲等人^[14]结合动态碳排放因子引导的低碳需求响应与季节性氢储技术,提出一种能源站分布鲁棒联合机会约束规划方法。Hu等人^[15]针对可再生能源与市场价格的三重不确定性,提出一种整合多重储能与双重需求响应的能源枢纽概率优化框架,以实现系统运行在不确定条件下的经济最优。上述研究表明,碳交易与需求响应在提高系统经济性、低碳性和灵活性方面具有积极作用,但现有工作多聚焦于一般能源站或园区场景,对于具有多级蒸汽网络和热电耦合特征的流程工业系统,相关机制如何与复杂工艺负荷特性及多重不确定性协同融合,仍有待进一步研究。

针对综合能源系统中的源荷与电价等多重不确定性问题,主流的优化方法包括随机规划(SP)、鲁棒优化(RO)以及分布鲁棒优化(DRO)。李亮等人^[16]提出一种结合概率分布场景的含氢综合能源系统三阶段随机鲁棒优化方法;Gao等人^[17]引入生成对抗网络构建不确定性场景,建立可再生综合能源系统的三阶段随机鲁棒调度模型;Ma等人^[18]基于数据驱动策略与条件生成对抗网络,构建应对电-热-氢综合能源系统源荷多重不确定性的分布鲁棒优化框架。尽管上述方法在提升系统抗扰能力和运行稳健性方面取得了较好效果,但多数研究仍停留在日前单一时间尺度的优化决策层面。事实上,风光出力及多能负荷在实际运行过程中存在持续更新的短时波动,若仅依据日前计划进行执行,往往难以及时应对日内工况偏差,进而影响调度方案的可行性和经济性^[19-20]。尤其对于具有复杂多级蒸汽网络和多元热电负荷的流程工业系统,如何将日前鲁棒优化与日内滚动修正有效衔接,并在源荷互动框架下实现调度计划的动态跟踪与闭环控制,仍缺乏系统研究。与此同时,随着工业感知、通信与调

度技术的发展,融合信息流与能量流的智慧工业能源系统为多时间尺度协同优化提供了实现基础。通过感知终端、工业网关与双向通信机制,可将底层设备状态、风光出力及负荷预测信息实时传输至调度中心,并将优化结果反馈至执行环节^[21-22]。基于此,在复杂流程工业场景下,构建兼顾日前不确定性决策与日内动态控制的多时间尺度优化框架,具有理论价值与工程意义。

综上所述,现有研究仍存在以下不足:其一,现有工作缺乏对碳交易、需求响应、多重不确定性处理以及多时间尺度运行控制的统一建模;其二,多数研究对象为一般园区或综合能源站,针对具有多级蒸汽网络和热电耦合特征的流程工业热电联产系统的研究仍相对不足;其三,对于日前源荷概率分布偏差、电价波动不确定性与日内短时预测误差的协同优化仍缺乏系统研究。基于此,本文的主要贡献如下:

(1)构建考虑多重不确定性的集成可再生能源的工业热电联产系统精细化数学模型,并引入阶梯式碳交易机制与电、热柔性需求响应,以挖掘系统源荷两侧的低碳与调节潜力;

(2)在日前调度阶段,提出同时考虑源荷预测误差与电价波动的两阶段分布鲁棒优化模型,其中针对源荷不确定性构建基于历史样本的综合范数模糊集,针对电价波动建立多面体不确定集,以制定兼顾经济性与鲁棒性的机组启停及基准出力计划;

(3)在求解策略上,利用强对偶理论将电价侧最恶劣波动对应的内层最大化问题等价转化为单层线性形式,从而将原模型重构为便于求解的两阶段分布鲁棒优化模型;进一步针对其“最小—最大—最小”结构,采用列与约束生成算法进行分解求解;

(4)在日内控制阶段,设计基于模型预测控制(MPC)的闭环滚动优化策略,结合超短期预测工况调整日前出力偏差,实现日前设备出力基准的精准跟踪与日内短时间尺度的动态优化。

1 低碳智慧工业综合能源系统的运行架构介绍

低碳智慧工业园区的综合能源系统是融合能量流与信息流的复杂网络。为打破设备孤立运行

与人工经验调度的局限,实现设备集群间以及跨时间尺度的动态协同优化,本文构建了如图1所示的综合能源系统运行架构。该架构以数据信息流的感知驱动系统的闭环决策,进而精准引导能量流的物理传输与优化分配,为系统的多时间尺度协同调度提供架构支撑与信息基础。

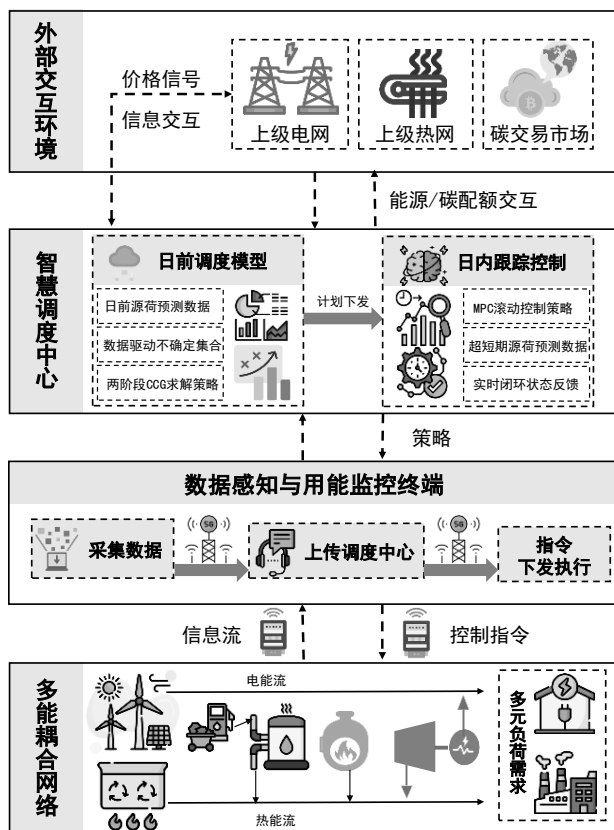


图1 低碳智慧工业园区综合能源系统运行架构图

Fig.1 Operational architecture diagram of the comprehensive energy system for low-carbon smart industrial parks

该运行架构主要具备以下特征:

(1)集成可再生能源的多能耦合能源网络

底层物理能源网络涵盖风光发电机组、燃油锅炉、生物质锅炉及汽轮机群,通过引入风能、太阳能、生物质替代化石燃料,以降低系统的碳足迹。系统依托四级蒸汽管网实现热能的梯级做功与旁路调节,并集成电、热柔性需求响应资源,构成了具备调节潜力的多能互补网络。

(2)数据感知与信息通信机制

系统通过在发电机组、汽轮机组群及管网节点部署智能电表、流量传感器,以实现能流状态的实时监测。园区管理器通过公共连接点及工业网关整合各类终端数据,确保底层物理网络与上层调度中心的信息同步。并结合历史工况数据生成覆

盖日前与超短期的预测数据序列。在双向通信机制中,上行链路将实时工况与预测数据汇聚至调度中心;下行链路则将中心优化决策转化为变频器、泄压阀等终端的控制信号,保障信息流对物理执行的实时双向互动。

(3)适应多重不确定性的多时间尺度协同调度

依托智能调度中心,设计“日前预调度-日内闭环动态修正”的控制机制。日前阶段基于预测信息以成本最小化为目标,制定机组启停与基准出力计

划;日内阶段则引入MPC,结合超短期工况反馈进行滚动优化,通过最小化调整偏差来精准跟踪日前基准,从而动态平抑风光及负荷的短时波动误差。

2 低碳智慧工业综合能源系统的数学模型

该工业综合能源系统由风力发电机组、光伏、燃料锅炉、生物质锅炉、余热回收装置及工业热电联产系统组成,系统结构的拓扑图如图2所示。

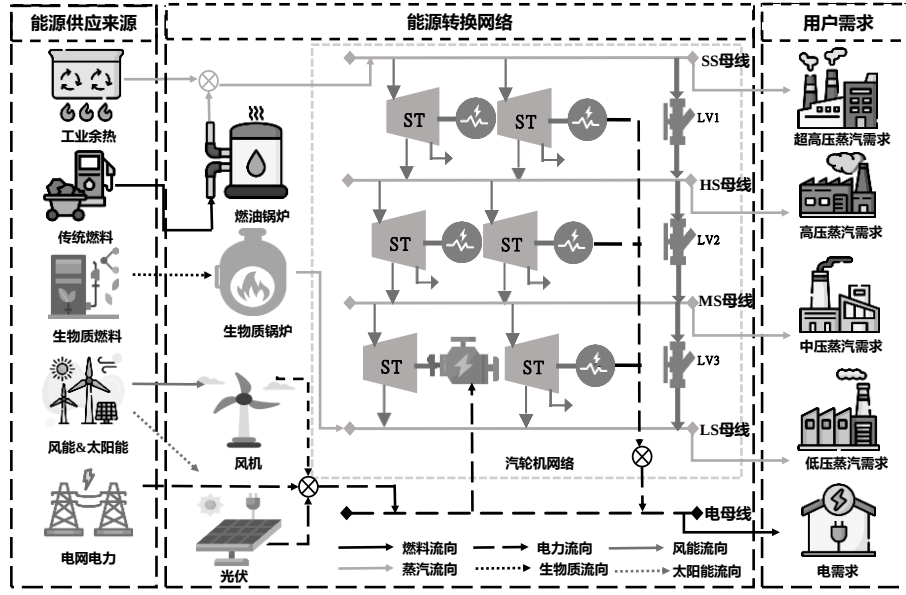


Fig.2 Topology diagram of the industrial integrated energy system

2.1 工业热电联产系统

2.1.1 锅炉与余热回收单元 余热回收单元(WHRS)产生的工业废热通常不足以满足总需求。因此,工业领域采用锅炉通过燃料燃烧来产生蒸汽。锅炉(FB)通过燃烧化石燃料产生高焓蒸汽,并将其注入超高压蒸汽集管,为蒸汽轮机网络提供动力流体。生物质锅炉(BIO)以农作物废弃物为燃料生产低压蒸汽。从生命周期角度看,生物质燃烧排放的二氧化碳与其生长过程中的固碳量基本持平,这种碳补偿机制确保了能源转换过程的绿色可持续,从而避免额外碳排放^[23]。此外,工业余热可将高品位工艺余热回收至超高压集管,实现能量的高效利用。燃料消耗量与蒸汽产生量的关系可以描述为^[24]:

$$F_{b,j}^{\text{fuel}} \cdot LHV_b \cdot \eta_b = F_{b,j}^{\text{steam}} \cdot (h_{\text{out},b} - h_{\text{fw}}) \quad (1)$$

$$\eta_b = \frac{F_{b,j}^{\text{steam}} / F_{b,j}^{\text{max}}}{(1 + \beta_b) F_{b,j}^{\text{steam}} / F_{b,j}^{\text{max}} + \alpha_b} \quad (2)$$

式中, $b \in \{FB, BIO\}$; $F_{b,j}^{\text{fuel}}$, $F_{b,j}^{\text{steam}}$ 表示燃料消耗率与蒸汽生成率; $F_{b,j}^{\text{steam}}$ 为从工艺负荷曲线中得出的确定性参数; η_b 为锅炉效率,其大小取决于回归函数的参数和最大流量的限制,可由工艺过程数据推导出。

蒸汽产生单元的总量不应超过最大容量上限,并且应满足爬坡速率约束:

$$0 \leq F_{b,j}^{\text{steam}} \leq F_{b,j}^{\text{fb}}, \quad 0 \leq F_{b,j}^{\text{steam}} \leq Cap_{b,j} \quad (3)$$

$$-\Delta F_b^{\text{down}} \leq F_{b,j}^{\text{steam}} - F_{b,j-1}^{\text{steam}} \leq \Delta F_b^{\text{up}} \quad (4)$$

式中, $F_{b,j}^{\text{fb}}$ 为燃料锅炉最大蒸汽流量; $Cap_{b,j}$ 为生物质锅炉最大产汽容量; ΔF_b^{up} , ΔF_b^{down} 分别为蒸汽产生单元 b 的向上和向下爬坡速率上限。

2.1.2 汽轮机网络 蒸汽需求不仅限于工业余热直接利用和超高压蒸汽,还包括不同压力和温度的多级蒸汽。为此,采用汽轮机(ST)网络对超高压蒸汽进行冷却和降压处理,将其转化为不同等级的蒸

汽以满足多样化需求。从热力学建模的角度来看,该网络可模块化分解为多个独立的蒸汽轮机、减压装置和除过热装置。该网络包含三种类型的汽轮机:抽吸冷凝式、全冷凝式和背压式。

对于每一台汽轮机,必须在入口、抽汽和出口流量之间保持平衡,满足进出口流量平衡方程:

$$F_{i,t}^{\text{in}} = F_{i,t}^{\text{ext}} + F_{i,t}^{\text{out}} \quad \forall i, t \quad (5)$$

式中, i 表示汽轮机集合的索引; $F_{i,t}^{\text{in}}$ 表示汽轮机 i 在 t 时段下的入口蒸汽流量; $F_{i,t}^{\text{ext}}$ 表示级间抽汽流量; $F_{i,t}^{\text{out}}$ 代表出口蒸汽流量。

单台机组的输出功率与其内部工质的焓降密切相关,发电功率满足如下表达式^[25]:

$$P_{i,t}^{\text{st}} = \eta_i^{\text{is}} \cdot [F_{i,t}^{\text{ext}}(h_i^{\text{in}} - h_i^{\text{ext}}) + F_{i,t}^{\text{out}}(h_i^{\text{in}} - h_i^{\text{out}})] \quad (6)$$

式中,汽轮机 i 在 $P_{i,t}^{\text{st}}$ 对应时段的输出电功率; $h_i^{\text{in}} - h_i^{\text{ext}}, h_i^{\text{in}} - h_i^{\text{out}}$ 表示不同等级蒸汽之间的焓值差值,由所在压力等级的集管参数决定; η_i^{is} 表示汽轮机的等熵效率。

机组遵循爬坡速率限制,即满足如下约束:

$$P_{i,t}^{\text{st}} - P_{i,t-1}^{\text{st}} \leq R_i^{\text{up}} \cdot u_{i,t-1} + P_i^{\text{min}} \cdot v_{i,t} \quad (7)$$

$$P_{i,t-1}^{\text{st}} - P_{i,t}^{\text{st}} \leq R_i^{\text{down}} \cdot u_{i,t} + P_i^{\text{min}} \cdot w_{i,t} \quad (8)$$

$$u_{i,t} - u_{i,t-1} = v_{i,t} - w_{i,t}, v_{i,t} + w_{i,t} \leq 1 \quad (9)$$

式中, $u_{i,t}, v_{i,t}, w_{i,t}$ 为机组的启停状态二进制变量,分别表示机组 i 在 t 时段的启动和停机动作; $P_i^{\text{min}}, P_i^{\text{max}}$ 分别为机组运行的最小和最大出力额定值; $R_i^{\text{up}}, R_i^{\text{down}}$ 分别为机组在调度周期内的向上和向下爬坡速率上限。

为避免汽轮机频繁启停并保证机组运行的可行性,进一步对其启停过程施加最小运行时长和最小停机时长约束:

$$\sum_{\tau=t}^{t+T_i^{\text{on}}-1} u_{i,\tau} \geq T_i^{\text{on}} v_{i,t}, \quad \forall i, \forall t \quad (10)$$

$$\sum_{\tau=t}^{t+T_i^{\text{off}}-1} (1 - u_{i,\tau}) \geq T_i^{\text{off}} w_{i,t}, \quad \forall i, \forall t \quad (11)$$

式中, T_i^{on} 为最小运行时间, T_i^{off} 为机组的最小停机时间。

2.1.3 泄压阀单元 泄压阀(LV)被跨接安装在相邻压力等级的蒸汽总管之间。当汽轮机网络的排汽量无法完全匹配下游热负荷需求时,泄压阀通过喷水减温过程将高压等级蒸汽降压至目标能级,从而弥补热需求缺口,满足如下表达式^[26]:

$$F_{k,t}^{\text{lv,out}} = \sigma_k \cdot F_{k,t}^{\text{lv,in}} \quad \forall k \in \{1, 2, 3\} \quad (12)$$

$$0 \leq F_{k,t}^{\text{lv,in}} \leq F_k^{\text{max}} \quad (13)$$

式中,索引 $k=1, 2, 3$ 分别对应 SS-HS、HS-MS 以及 MS-LS 三类典型管路连接方式; $F_{k,t}^{\text{lv,in}}, F_{k,t}^{\text{lv,out}}$ 分别表

示第 k 类泄压阀在 t 时段下的蒸汽入口质量流量与出口质量流量; σ_k 为第 k 类泄压阀的质量流量转换系数; F_k^{max} 表示第 k 类泄压阀允许通过的最大流量上限。

2.2 工业柔性需求响应

在工业生产过程中,工业生产用能存在一些非关键性生产工艺与辅助环节的负荷在时间维度上表现出一定的柔性,允许在一定的时间窗口内进行功率削减或时移^[27]。通过实施一定的负荷转移策略,在不影响最终产品质量和总产出的前提下,实现能源需求在时域上的重新优化分配。

在工业生产过程中,不同类型负荷的可调节潜力存在明显差异。电负荷中通常包含部分可移峰填谷的辅助性用电环节,低压蒸汽则多用于伴热、保温及部分辅助加热等末端热需求,具备一定的时间转移空间。结合工业现场的实际运行特性及生产调节能力,电负荷和低压蒸汽负荷的日前最大调节裕度设定为 20%,以表征其在保证生产连续性和工艺可接受范围内的可转移潜力。相比之下,高压及中压蒸汽通常直接服务于关键工艺过程和核心生产装置,对供汽压力、流量及连续性要求更高,若进行时移或削减,可能影响生产稳定性甚至带来工艺安全风险。因此,将高压和中压蒸汽视为刚性需求,不参与需求响应调节。

采用负荷转移策略时,必须确保调度周期内总能源需求保持恒定,即满足能量守恒约束:

$$\sum_{t=1}^T P_t^{\text{dr,in}} = \sum_{t=1}^T P_t^{\text{dr,out}} \quad (14)$$

$$\sum_{t=1}^T F_{\text{ls},t}^{\text{dr,in}} = \sum_{t=1}^T F_{\text{ls},t}^{\text{dr,out}} \quad (15)$$

$$0 \leq P_{\text{ls},t}^{\text{dr,in/out}} \leq \gamma_{\text{elec}} \cdot D_{\text{elec},t}^{\text{load}} \quad (16)$$

$$0 \leq F_{\text{ls},t}^{\text{dr,in/out}} \leq \gamma_{\text{heat}} \cdot D_{\text{ls},t}^{\text{load}} \quad (17)$$

式中, $P_t^{\text{dr,in}}, P_t^{\text{dr,out}}$ 表示电负荷在需求响应程序中转入和转出的功率值, $F_{\text{ls},t}^{\text{dr,in}}, F_{\text{ls},t}^{\text{dr,out}}$ 表示低压蒸汽负荷转入和转出的蒸汽流量, $\gamma_{\text{elec}}, \gamma_{\text{heat}}$ 为电负荷与热负荷的最大允许转移比例。

2.3 多能平衡约束

2.3.1 蒸汽网络平衡 工业蒸汽系统运行于四个压力等级:超高压(SS)、高压(HS)、中压(MS)和低压(LS)。每个总管的流量平衡需综合考虑锅炉产汽、余热回收、汽轮机流量、泄压阀流量、外部采购量以及终端的负荷需求。满足以下约束^[28]:

$$\text{SS: } F_{\text{whrs},t} + \sum F_{\text{fb},t}^{\text{steam}} + S_{\text{ss},t}^{\text{buy}} = \sum_{i \in \mathcal{I}_{\text{ss}}} F_{i,t}^{\text{in}} + F_{\text{ss},t}^{\text{lv,in}} + D_{\text{ss},t}^{\text{load}} \quad (18)$$

$$\text{HS: } \sum F_{\text{ext},t}^{\text{ss}} + F_{\text{ss},t}^{\text{lv,out}} + S_{\text{hs},t}^{\text{buy}} = \sum_{i \in \mathcal{I}_{\text{hs}}} F_{i,t}^{\text{in}} + F_{\text{hs},t}^{\text{lv,in}} + D_{\text{hs},t}^{\text{load}} \quad (19)$$

$$\text{MS: } \sum F_{\text{ext},t}^{\text{hs}} + \sum F_{\text{out},t}^{\text{hs}} + F_{\text{hs},t}^{\text{lv,out}} + S_{\text{ms},t}^{\text{buy}} = \sum_{i \in \mathcal{I}_{\text{ms}}} F_{i,t}^{\text{in}} + F_{\text{ms},t}^{\text{lv,in}} + D_{\text{ms},t}^{\text{load}} \quad (20)$$

$$\text{LS: } F_{\text{bio},t}^{\text{steam}} + \sum F_{\text{out},t}^{\text{ms}} + F_{\text{ms},t}^{\text{lv,out}} + S_{\text{ls},t}^{\text{buy}} = D_{\text{ls},t}^{\text{load}} + F_{\text{ls},t}^{\text{dr,in}} - F_{\text{ls},t}^{\text{dr,out}} \quad (21)$$

2.3.2 电功率平衡 电力供应由机组发电、外部电网采购以及集成在系统中的可再生能源共同组成,用于满足工业负荷、辅助泵组耗电及需求响应调节需求:

$$\sum_{i=1}^{N_s} P_{i,t}^{\text{st}} + P_{\text{grid},t}^{\text{buy}} + P_{\text{wt},t} + P_{\text{pv},t} = D_{\text{elec},t}^{\text{load}} + \sum_{m=1}^{N_{\text{motor}}} P_{\text{motor},m,t} - P_{\text{shed},t} + P_{\text{dr},t}^{\text{in}} - P_{\text{dr},t}^{\text{out}} \quad (22)$$

2.3.3 系统运行边界与决策变量范围 确保系统安全需要将所有决策变量限制在可行区域内,这些范围是通过结合历史运行数据和技术限制得出的,广义上连续变量满足如下约束:

$$y_{\text{unit}}^{\min} \leq y_{\text{unit}} \leq y_{\text{unit}}^{\max} \quad (23)$$

2.4 阶梯式碳交易机制

为引导园区向低碳化转型,引入阶梯式碳交易机制,通过评估系统实际碳排放量与无偿碳配额的差值,计算参与碳市场的交易成本,以限制高碳排放行为^[29]。本文所构建的碳交易模型目的在于将碳排放惩罚成本纳入到调度优化过程中,从而反映碳排放成本信号对设备出力安排、外购能决策及新能源消纳行为的影响。基于本文的研究尺度,对碳排放建模作如下假设:

(1)调度周期内的无偿碳配额依据燃料锅炉产汽量、主网购电量及外部购汽量进行核算;

(2)系统实际碳排放包括化石燃料燃烧产生的直接排放,以及购电、购汽对应的间接排放,且各类碳排放因子均视为确定性参数;由于生物质燃烧排放的二氧化碳与其生长过程中的固碳量持平,因此,在核算实际排放时不计入生物质锅炉的碳排放

$$C_{\text{CO}_2} = \begin{cases} \pi_{\text{CO}_2} E_{\text{trade}}, & E_{\text{trade}} \leq L_v \\ \pi_{\text{CO}_2} (1 + \alpha) (E_{\text{trade}} - L_v) + \pi_{\text{CO}_2} L_v, & L_v < E_{\text{trade}} \leq 2L_v \\ \pi_{\text{CO}_2} (1 + 2\alpha) (E_{\text{trade}} - 2L_v) + \pi_{\text{CO}_2} (2 + \alpha) L_v, & 2L_v < E_{\text{trade}} \leq 3L_v \\ \pi_{\text{CO}_2} (1 + 3\alpha) (E_{\text{trade}} - 3L_v) + \pi_{\text{CO}_2} (3 + 3\alpha) L_v, & 3L_v < E_{\text{trade}} \leq 4L_v \\ \pi_{\text{CO}_2} (1 + 4\alpha) (E_{\text{trade}} - 4L_v) + \pi_{\text{CO}_2} (4 + 6\alpha) L_v, & E_{\text{trade}} > 4L_v \end{cases} \quad (28)$$

式中, π_{CO_2} 为碳交易的基准价格; L_v 为阶梯区间的长度; α 为阶梯价格的惩罚递增系数。

2.5 数据驱动的不确定集

2.5.1 源荷不确定性模糊集 为刻画源荷预测误差不确定性对系统运行的影响,采用拉丁超立方抽样^[30]生成包含预测误差的数据样本。基于历史预测

放量。

(3)碳交易成本在当前单日调度周期内结算;跨日、跨月及跨年度尺度下的碳配额累计、结转及履约管理问题不在本文讨论范围内。

系统的无偿碳配额主要由燃料锅炉产汽、主网购电以及外部购汽量分配得到,其配额总量计算公式为:

$$E_{\text{quota}} = \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=1}^{N_b} \sigma_{\text{fb}} f_{i,t}^{\text{fb,steam}} + \sigma_{\text{grid}} P_{\text{grid},t}^{\text{buy}} + \sum_{m=1}^M \sigma_{\text{steam},m} S_{m,t}^{\text{buy}} \right) \quad (24)$$

式中, $f_{i,t}^{\text{fb,steam}}$, $P_{\text{grid},t}^{\text{buy}}$, $S_{m,t}^{\text{buy}}$ 分别为 t 时段燃料锅炉产汽量、主网购电功率及购汽量; σ_{fb} , σ_{grid} , $\sigma_{\text{steam},m}$ 为对应的碳配额分配系数。

实际碳排放量的模型表示如下:

$$E_{\text{act}} = \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=1}^{N_b} \lambda_{\text{fuel}} f_{i,t}^{\text{fb,fuel}} + \lambda_{\text{grid}} P_{\text{grid},t}^{\text{buy}} + \sum_{m=1}^M \lambda_{\text{steam},m} S_{m,t}^{\text{buy}} \right) \quad (25)$$

式中, $f_{i,t}^{\text{fb,fuel}}$ 表示燃油锅炉的化石燃料消耗量; λ_{fuel} , λ_{grid} , $\lambda_{\text{steam},m}$ 分别代表化石燃料、主网电能与外部购汽的实际碳排放因子。

为进一步约束单日调度周期内累计碳排放水平,设置以天为周期的碳排放总量约束,即调度周期内各时段实际碳排放量之和不超过给定的日碳排放上限,表示为:

$$\sum_{t \in T} E_{\text{act}}^t \leq E_{\text{day}}^{\max} \quad (26)$$

式中, $E_{\text{day}}^{\max}$ 表示单日调度周期内允许的碳排放总量上限,通常由政府碳配额政策或企业的减排目标设定。

在满足单日碳排放总量约束的前提下,系统参与碳市场的实际交易量为实际排放量与无偿碳配额的差额,表示为:

$$E_{\text{trade}} = E_{\text{act}} - E_{\text{quota}} \quad (27)$$

为约束超额碳排放,采用阶梯式机制对排放权进行分段定价。碳交易成本的分段函数表达如下:

误差样本,采用 K-means 聚类生成 K 个源荷典型场景及经验概率分布 p_0 。考虑真实概率与经验概率的存在偏差,进一步构建基于 1-范数与 ∞ -范数的综合范数模糊集^[31]:

$$\mathcal{P} = \left\{ \mathbf{p} \left| \begin{array}{l} p_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, K \\ \sum_{k=1}^K p_k = 1 \\ \sum_{k=1}^K |p_k - p_{0,k}| \leq \theta_1 \\ \max_{1 \leq k \leq K} |p_k - p_{0,k}| \leq \theta_\infty \end{array} \right. \right\} \quad (29)$$

式中, $\mathbf{p}$ 为真实概率分布向量; p_k 为场景 k 发生的真实概率; θ_1 与 θ_∞ 分别为 1-范数与 ∞ -范数约束下的允许偏差上限。

设初始历史样本总数为 M , 为保证真实概率分布落在该模糊集内的概率, 其置信度应满足如下约束:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Pr \left\{ \sum_{k=1}^K |p_k - p_{0,k}| \leq \theta_1 \right\} \geq 1 - 2Ke^{-2M\theta_1/K} \\ \Pr \left\{ \max_{1 \leq k \leq K} |p_k - p_{0,k}| \leq \theta_\infty \right\} \geq 1 - 2Ke^{-2M\theta_\infty} \end{array} \right. \quad (30)$$

令上述不等式右侧的概率置信区间分别等于给定的置信水平 α_1 和 α_∞ , 可推导出允许偏差上限的计算公式:

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_1 = \frac{K}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_1} \\ \theta_\infty = \frac{1}{2M} \ln \frac{2K}{1 - \alpha_\infty} \end{array} \right. \quad (31)$$

2.5.2 电价多面体不确定集 电力市场价格波动会直接影响工业综合能源系统的购电决策及运行成本。然而, 由于分时电价受市场机制、时段价差及短期供需波动等多因素共同影响, 其精确概率分布通常难以获得。基于此, 采用多面体不确定集^[32]表征电价的波动范围, 以在控制模型保守性的同时表征价格波动风险。

设实际购电价格在基准电价的基础上存在最大允许的波动偏差 $\Delta\pi_t$, 电价波动不确定集 $\mathcal{Z}$ 构建如下:

$$\mathcal{Z} = \left\{ \mathbf{z} \left| \begin{array}{l} 0 \leq z_t \leq 1, \quad t = 1, \dots, T \\ \sum_{t=1}^T z_t \leq \Gamma_{\text{price}} \end{array} \right. \right\} \quad (32)$$

式中, $\mathbf{z}$ 为表征电价波动程度的连续变量向量, 其分量为 z_t ; Γ_{price} 为鲁棒预算参数, 用于限制调度周期内电价发生恶劣波动的总时段数, 反映调度决策者对价格风险的规避程度, 其具体取值可根据系统的需求调整。

引入电价不确定性的 Min-Max 目标函数包含内外两层, 其中最恶劣电价场景由内层的价格偏差惩罚项表示。该最大化惩罚函数可表述为:

$$\max_{\mathbf{z} \in \mathcal{Z}} \sum_{t=1}^T \Delta\pi_t |P_t^{\text{grid, buy}}| z_t \quad (33)$$

为便于模型求解, 引入辅助变量 y_t^{grid} 将购电功率的绝对值进行线性化, 并引入对偶变量 $\alpha_e, \beta_{e,t}$, 通过强对偶理论, 将上述内层 Max 问题转化为如下的 Min 问题:

$$\min \left(\Gamma_{\text{price}} \alpha_e + \sum_{t=1}^T \beta_{e,t} \right) \quad (34)$$

并在原模型中补充如下线性约束条件:

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_e + \beta_{e,t} \geq \Delta\pi_t y_t^{\text{grid}}, \quad \forall t \in T \\ \alpha_e \geq 0, \quad \forall t \in T \\ \beta_{e,t} \geq 0, \quad \forall t \in T \\ y_t^{\text{grid}} \geq 0, \quad \forall t \in T \\ -y_t^{\text{grid}} \leq P_t^{\text{grid, buy}} \leq y_t^{\text{grid}}, \quad \forall t \in T \end{array} \right. \quad (35)$$

式中, y_t^{grid} 为引入的绝对值线性化辅助变量; $\alpha_e, \beta_{e,t}$ 为连续非负的对偶辅助变量, 从而将含有电价不确定性的双层问题转化为易于求解的混合整数线性规划问题。

3 多时间尺度优化调度模型

考虑可再生能源与多能负荷在不同时间尺度下的预测误差特性, 本章构建工业园区能源系统日前-日内多时间尺度优化调度框架, 框架示意图如图3所示, 完整的多时间尺度算法流程图如图4所示。

3.1 日前两阶段分布鲁棒优化

日前调度的目标是在源荷不确定性及电价波动环境下, 制定次日 24 小时各机组的启停计划与设备的基准出力。目标函数包含两阶段成本: 第一阶段为不依赖于具体场景的机组启停成本; 第二阶段为最恶劣概率分布及最恶劣电价场景下的系统预期运行成本。日前调度的目标函数表示为:

$$\min F_{\text{DA}} = F_1 + \max_{\mathbf{p} \in \Omega_p} \sum_{s=1}^K p_s F_2(s) \quad (36)$$

式中, F_1 为第一阶段机组启停成本; Ω_p 为数据驱动的综合范数模糊集; p_s 为场景 s 发生的最差概率; $F_2(s)$ 为系统在场景 s 下的综合运行成本。

3.1.1 第一阶段目标函数 第一阶段决策汽轮机组的启停状态, 其成本由机组的启动与停机成本组成:

$$F_1 = \sum_{i=1}^I \sum_{t=1}^{N_t} (C_i^{\text{su}} v_{i,t} + C_i^{\text{sd}} w_{i,t}) \quad (37)$$

式中, C_i^{su} 与 C_i^{sd} 分别为单台机组的启动和停机成本系数; $v_{i,t}$ 和 $w_{i,t}$ 为表征机组启动和停机动作的 0-1 变量。

3.1.2 第二阶段目标函数 第二阶段目标函数为

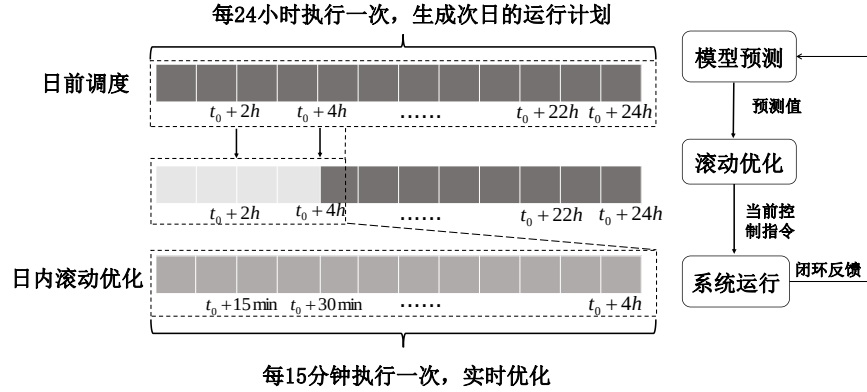


图3 多时间尺度优化调度框架

Fig.3 Multi-time-scale optimal scheduling framework

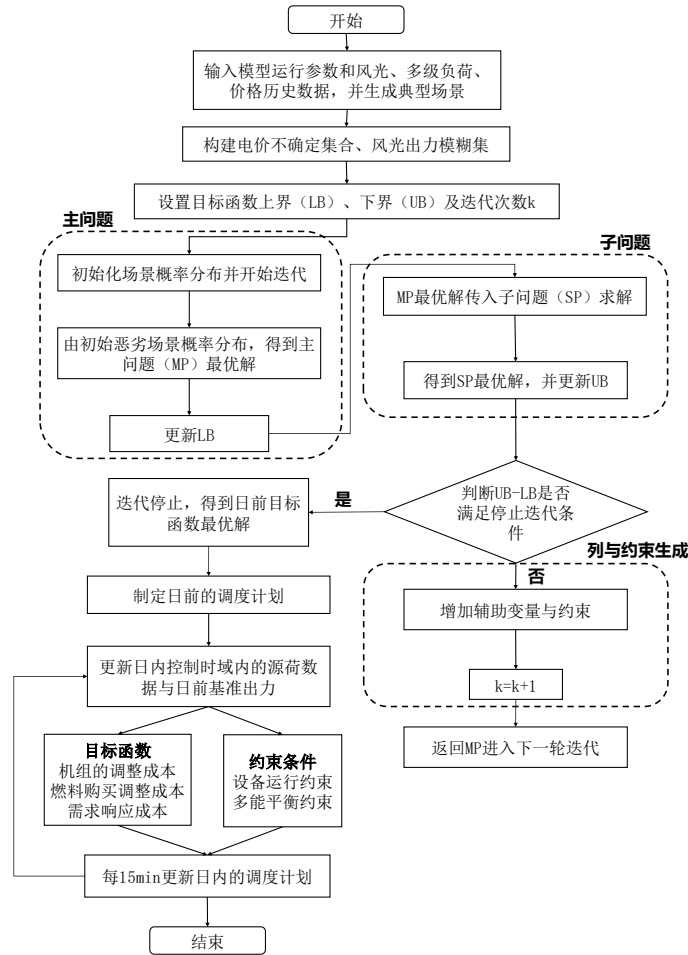


图4 多时间尺度算法流程图

Fig.4 Multi-time-scale algorithm flowchart

源荷场景下的系统运行成本,包含了燃料成本、购能成本、设备运维成本、需求响应补偿、弃能与切负荷惩罚以及碳交易成本:

$$F_2(s) = C_{\text{fuel},s} + C_{\text{buy},s} + C_{\text{om},s} + C_{\text{dr},s} + C_{\text{penalty},s} + C_{\text{co}_2,s} \quad (38)$$

其中,燃料成本包含燃油气锅炉的化石燃料成本与生物质锅炉的燃料成本:

$$C_{\text{fuel},s} = \sum_{i=1}^T \left(\sum_{j=1}^{N_b} c_{\text{fuel}} F_{\text{fb},j,s} + c_{\text{bio}} F_{\text{bio},j,s} \right) \quad (39)$$

购能成本包含外部网络购汽成本与主网购电成本。基于前文构建的电价多面体不确定集,利用强对偶理论将电价最恶劣波动转化为鲁棒惩罚项,目标函数表达为:

$$C_{\text{buy},s} = \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^{m_t} c_{h,m} S_{\text{buy},m,t,s} + \sum_{t=1}^T c_{e,t} P_{\text{buy},t,s} + \sum_{t=1}^T \beta_{t,s} + \alpha_s \Gamma_{\text{price}} \quad (40)$$

可再生能源设备的投资与运维成本表示为:

$$C_{\text{OM},s} = \left(\frac{CRF^{\text{wt}}}{365} c_{\text{inv}}^{\text{wt}} P_{\text{cap}}^{\text{wt}} + \frac{CRF^{\text{pv}}}{365} c_{\text{inv}}^{\text{pv}} P_{\text{cap}}^{\text{pv}} + \frac{CRF^{\text{bio}}}{365} c_{\text{inv}}^{\text{bio}} S_{\text{cap}}^{\text{bio}} \right) + \sum_{t=1}^T \left(c_{\text{om}}^{\text{wt}} P_{\text{use}}^{\text{wt}} + c_{\text{om}}^{\text{pv}} P_{\text{use}}^{\text{pv}} + c_{\text{om}}^{\text{bio}} S_{\text{use}}^{\text{bio}} \right) \quad (41)$$

式中, $CRF^{\text{wt}}, CRF^{\text{pv}}, CRF^{\text{bio}}$ 表示风机、光伏、生物质能设备的资金回收系数, 计算公式为 $CRF = \frac{r(1+r)^L}{(1+r)^L - 1}$, r 为贴现率, L 为设备使用寿命。

考虑用户参与需求响应时的用能体验下降, 需求响应成本采用包含二次项与一次项的惩罚函数:

$$C_{\text{dr},s} = \sum_{t=1}^T \left[\frac{1}{2} a_c \left((P_{\text{dr},t,s}^{\text{in}})^2 + (P_{\text{dr},t,s}^{\text{out}})^2 \right) + b_c (P_{\text{dr},t,s}^{\text{in}} + P_{\text{dr},t,s}^{\text{out}}) \right] + \sum_{t=1}^T \left[\frac{1}{2} a_h \left((S_{\text{dr},t,s}^{\text{in}})^2 + (S_{\text{dr},t,s}^{\text{out}})^2 \right) + b_h (S_{\text{dr},t,s}^{\text{in}} + S_{\text{dr},t,s}^{\text{out}}) \right] \quad (42)$$

弃能与切负荷惩罚成本可表示为:

$$C_{\text{penalty},s} = \sum_{t=1}^T \left(c_{\text{curt}}^{\text{wt}} (P_{\text{curt},t,s}^{\text{max}} - P_{\text{use},t,s}^{\text{wt}}) + c_{\text{curt}}^{\text{pv}} (P_{\text{curt},t,s}^{\text{max}} - P_{\text{use},t,s}^{\text{pv}}) + c_{\text{shed}} P_{\text{shed},t,s} \right) \quad (43)$$

实际运行产生的碳排放通过碳市场进行交易, 其阶梯碳交易成本计算模型及分段函数约束详见前文2.4节。

为便于算法推导, 首先将前文所述的日前两阶段分布鲁棒优化模型抽象为如下紧凑的矩阵表达式形式:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}} \left\{ \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \max_{\mathbf{p} \in \Omega_p} \sum_{s=1}^K p_s g(\mathbf{x}, \xi_s) \right\} \\ \text{s.t. } \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \\ g(\mathbf{x}, \xi_s) = \min_{\mathbf{y}_s} \{ \mathbf{d}^T \mathbf{y}_s \} \\ \mathbf{E} \mathbf{y}_s + \mathbf{G} \xi_s \leq \mathbf{f} - \mathbf{H} \mathbf{x} \end{cases} \quad (44)$$

式中, 第一阶段决策变量 $\mathbf{x}$ 代表汽轮机组的启停、启动与停机动作状态变量, $\mathbf{c}^T \mathbf{x}$ 为机组启停成本; $\mathbf{p}$ 为处于综合范数模糊集内的概率分布, ξ_s 为不确定性参数; $g(\mathbf{x}, \xi_s)$ 为单场景下的第二阶段最小运行成本; $\mathbf{y}_s$ 代表第二阶段连续调度变量; $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$ 代表机组启停时间与逻辑等第一阶段约束; $\mathbf{E} \mathbf{y}_s + \mathbf{G} \xi_s \leq \mathbf{f} - \mathbf{H} \mathbf{x}$ 则紧凑表示了多能平衡、设备爬坡及碳交易等第二阶段运行约束的集合。

上述模型具有多层嵌套的“最小-最大-最小”结构。与 Benders 分解法相比, 列与约束生成算法 (C&CG) 在求解此类两阶段鲁棒优化问题时具有更好的计算效率和收敛性能。因此, 本文采用 C&CG 算法将其分解为主问题 (MP) 和子问题 (SP) 进行交

替迭代求解。

(1) 子问题 (SP) 给定第 k 次迭代的第一阶段已知决策变量 $\mathbf{x}^*$, SP 旨在推导最恶劣场景的概率分布, 并为系统提供预期运行成本的上界 (UB)。由于各个典型场景是相互独立的, 内层最小问题可以解耦并分别独立求解。单场景下的最小运行成本 h_s^* 可表示为:

$$h_s^* = \min_{\mathbf{y}_s \in \mathcal{Y}(\mathbf{x}^*, \xi_s)} \mathbf{d}^T \mathbf{y}_s, \quad s = 1, 2, \dots, K \quad (45)$$

求得各场景的最优 h_s^* 后, 将其代入外层最大问题, 从而实现嵌套的解耦。此时 SP 转化为求解最恶劣概率分布 $\mathbf{p}^*$ 的线性规划问题, 用于更新系统上界:

$$UB = \mathbf{c}^T \mathbf{x}^* + \max_{\mathbf{p} \in \Omega_p} \sum_{s=1}^K p_s h_s^* \quad (46)$$

(2) 主问题 (MP) 基于 SP 反馈的最恶劣概率分布, MP 旨在寻找满足所有运行约束的最优第一阶段决策, 并推导目标函数的下界 (LB)。为保证模型等效性, MP 在每次迭代中需针对最新的恶劣分布引入一组新的第二阶段决策变量 $\mathbf{y}_s^{k+1}$ 及对应约束 (即最优割)。经过 M 次迭代后, MP 可重构为如下混合整数线性规划问题:

$$\begin{cases} LB = \min_{\mathbf{x}, \eta, \mathbf{y}_s^k} \{ \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \eta \} \\ \text{s.t. } \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \\ \eta \geq \sum_{s=1}^K p_s^k (\mathbf{d}^T \mathbf{y}_s^k), \quad k = 1, 2, \dots, M \\ \mathbf{E} \mathbf{y}_s^k + \mathbf{G} \xi_s \leq \mathbf{f} - \mathbf{H} \mathbf{x}, \quad s = 1, \dots, K, \quad k = 1, \dots, M \end{cases} \quad (47)$$

式中, η 为引入的连续辅助变量, 用于替代第二阶段期望成本。在求解过程中, MP 与 SP 交替迭代, 通过上界与下界逐步逼近, 直至满足 $|UB - LB| \leq \epsilon$ 的收敛条件, 此时即可输出最优的日前机组启停计划与基准调度策略。

3.2 基于模型预测控制的日内滚动优化

日内阶段在遵循日前调度所确定的机组启停计划与基准出力的基础上, 结合超短期预测信息对系统运行轨迹进行实时修正。由于风光出力及多能负荷在日内运行过程中存在持续更新的短时波动, 若仅依赖日前基准计划, 难以保证实际执行阶段的供需精确匹配。为此, 本文引入 MPC 方法, 在滚动时域内对系统未来运行状态进行预测, 并实时优化控制量, 以实现对于日前计划的动态跟踪与短时预测误差的闭环修正。

MPC 的基本思想是在每一滚动时刻, 基于当前系统状态及未来若干步的超短期预测信息, 构建预测时域内的优化问题, 求解得到未来一段时间内的最优控制序列, 但仅执行当前时刻的第一步控制

量;随后在下一滚动时刻利用更新后的系统状态与预测信息重新求解。通过预测—优化—执行—反馈的闭环滚动控制机制,系统能够持续应对风光和负荷的短时波动,提高多时间尺度调度的可行性与鲁棒性^[33]。

3.2.1 MPC 控制原理与模型 为刻画日内滚动优化中系统状态随控制动作和外部扰动变化的动态过程,建立离散时间状态空间模型。设定当前滚动时刻为 t ,预测时域长度为 N_p ,日内调度时间步长为 Δt 。选取系统中各连续可调设备的输出功率构成的向量作为状态变量 $\mathbf{x}(t)=[P_{st}(t),F_{fb}(t),F_{bio}(t)]^T$,将各可调设备与外部购能相对于日前基准计划的调节增量定义为控制变量 $\mathbf{u}(t)=[\Delta P_{st}(t),\Delta F_{fb}(t),\Delta F_{bio}(t),\Delta P_{buy}(t),\Delta S_{buy}(t),\Delta P_{dr}(t),\Delta F_{dr}(t)]^T$; $P_{st}(t),F_{fb}(t),F_{bio}(t)$ 分别表示可调设备的 t 时刻输出功率, $\Delta P_{st}(t),\Delta P_{fb}(t),\Delta P_{bio}(t)$ 分别表示汽轮机、燃油锅炉和生物质锅炉相对于日前基准计划的实时调整量, $\Delta P_{buy}(t),\Delta S_{buy}(t),\Delta P_{dr}(t),\Delta F_{dr}(t)$ 分别表示外购电、外购蒸汽以及需求响应的调整量。

将风电、光伏以及各类负荷的超短期预测偏差定义为外部扰动变量 $\mathbf{w}(t)=[\Delta P_{wt}(t),\Delta P_{pv}(t),\Delta P_{load}(t),\Delta S_{load}(t)]^T$; $\Delta P_{wt}(t),\Delta P_{pv}(t)$ 分别表示风电与光伏出力相对于日前预测值的偏差, $\Delta P_{load}(t)$ 表示电负荷偏差, $\Delta S_{load}(t)$ 表示蒸汽负荷的预测偏差。

由此,日内滚动优化中系统的预测关系可统一表示为:

$$\mathbf{x}(t+1)=f(\mathbf{x}(t),\mathbf{u}(t),\mathbf{w}(t)) \quad (48)$$

式中, $f(\cdot)$ 描述了系统状态在控制输入和外部扰动共同作用下的滚动演化过程。

在每一滚动时刻 t ,MPC控制器按照如下步骤进行实时优化:

(1)智慧调度中心采集当前时刻设备运行状态及源荷实测数据,并更新系统初始状态 $\mathbf{x}(t)$;

(2)获取未来 N_p 步的超短期预测信息,形成扰动序列 $\mathbf{w}(t)$;

(3)在每一滚动时刻 t ,MPC求解未来 N_p 步的最优控制序列:

$$\mathbf{U}^*(t)=\{\mathbf{u}^*(t|t),\mathbf{u}^*(t+1|t),\dots,\mathbf{u}^*(t+N_p-1|t)\} \quad (49)$$

(4)在求得最优控制序列后,仅将首个控制动作 $\mathbf{u}^*(t|t)$ 下发至现场设备执行,系统状态由此更新为 $\mathbf{x}(t+1)$;

(5)随后,在下一滚动时刻 $t+1$ 利用最新的实测

状态与更新后的风、光、负荷预测信息重新构造优化问题并求解,从而实现在线反馈校正。

因此,日内MPC子问题可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}(t:t+N_p-1)} \quad & F_D(t) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{x}(\tau+1)=f(\mathbf{x}(\tau),\mathbf{u}(\tau),\mathbf{w}(\tau)), \quad \tau=t,\dots,t+N_p-1 \\ & \mathbf{g}_e(\mathbf{x}(\tau),\mathbf{u}(\tau),\mathbf{w}(\tau))=0 \\ & \mathbf{g}_h(\mathbf{x}(\tau),\mathbf{u}(\tau),\mathbf{w}(\tau))=0 \\ & \mathbf{h}(\mathbf{x}(\tau),\mathbf{u}(\tau))\leq 0 \end{aligned} \quad (50)$$

其中, $\mathbf{g}_e$ 表示系统电功率平衡约束, $\mathbf{g}_h$ 表示各级蒸汽管网热平衡约束, $\mathbf{h}$ 表示设备运行边界约束。

3.2.2 日内滚动优化目标函数 在每一滚动时刻 t ,MPC的优化目标是在预测时域内最小化系统相对于日前基准计划的偏差成本,同时保证系统运行平稳性。为此,构建如下滚动优化目标函数:

$$\min F_D = \sum_{k=t}^{t+N_p-1} (C_{dr}(k) + C_{adj}(k) + \gamma_{shed} C_{shed}(k)) \Delta t \quad (51)$$

$$\begin{aligned} C_{adj}(k) = & \gamma_{adj} c_{fuel} \sum_{i=1}^{N_{fb}} \Delta F_{fb,i}^{abs}(k) + \gamma_{adj} c_{bio} \Delta F_{bio,i}^{abs}(k) \\ & + c_{adj}^{st} \sum_{i=1}^{N_{st}} \Delta P_{st,i}^{abs}(k) + \gamma_{adj} c_e(k) \Delta P_{buy}^{abs}(k) + \gamma_{adj} \sum_{m=1}^m c_{h,m} \Delta S_{buy,m}^{abs}(k) \\ & + c_{adj}^{bf} \sum_{i=1}^{N_{fb}} \Delta F_{fb,i}^{abs}(k) + c_{adj}^{bio} \Delta F_{bio,i}^{abs}(k) \end{aligned} \quad (52)$$

式中, c_{fuel} 与 c_{bio} 分别为化石燃油与生物质燃料的购买单价; $c_{adj}^{st},c_{adj}^{bf},c_{adj}^{bio}$ 分别为汽轮机组、燃气锅炉与生物质锅炉出力的调整惩罚系数; $c_e(k)$ 为时段 k 的电价; $c_{h,m}$ 为对应压力等级 m 的蒸汽单价; γ_{adj} 为针对外部购能波动的调整惩罚因子。

各项调整偏差绝对值变量可通过引入向上、向下调整增量进行线性化展开,满足如下约束集合:

$$\begin{cases} P_{st,i}(k) = P_{st,i}^{DA}(k) + \Delta P_{st,i}^{up}(k) - \Delta P_{st,i}^{down}(k) \\ \Delta P_{st,i}^{abs}(k) = \Delta P_{st,i}^{up}(k) + \Delta P_{st,i}^{down}(k) \\ P_{buy}(k) = P_{buy}^{DA}(k) + \Delta P_{buy}^{up}(k) - \Delta P_{buy}^{down}(k) \\ \Delta P_{buy}^{abs}(k) = \Delta P_{buy}^{up}(k) + \Delta P_{buy}^{down}(k) \\ S_{buy,m}(k) = S_{buy,m}^{DA}(k) + \Delta S_{buy,m}^{up}(k) - \Delta S_{buy,m}^{down}(k) \\ \Delta S_{buy,m}^{abs}(k) = \Delta S_{buy,m}^{up}(k) + \Delta S_{buy,m}^{down}(k) \\ F_{fb,i}(k) = F_{fb,i}^{DA}(k) + \Delta F_{fb,i}^{up}(k) - \Delta F_{fb,i}^{down}(k) \\ \Delta F_{fb,i}^{abs}(k) = \Delta F_{fb,i}^{up}(k) + \Delta F_{fb,i}^{down}(k) \\ F_{bio}(k) = F_{bio}^{DA}(k) + \Delta F_{bio}^{up}(k) - \Delta F_{bio}^{down}(k) \\ \Delta F_{bio}^{abs}(k) = \Delta F_{bio}^{up}(k) + \Delta F_{bio}^{down}(k) \\ \Delta(\cdot)^{up}(k) \geq 0, \quad \Delta(\cdot)^{down}(k) \geq 0 \end{cases} \quad (53)$$

3.2.3 日内时间尺度折算约束 由于时间尺度从日前的1h缩短至日内的15min,各耦合设备与发电机组的爬坡功率约束必须进行相应的折算调整,以保证设备在短时间尺度内的调节能力:

$$\begin{cases} -\frac{R_{st,i}^{\text{down}}}{4} \leq P_{st,i}(k) - P_{st,i}(k-1) \leq \frac{R_{st,i}^{\text{up}}}{4} \\ -\frac{R_{fb,i}^{\text{down}}}{4} \leq F_{fb,i}(k) - F_{fb,i}(k-1) \leq \frac{R_{fb,i}^{\text{up}}}{4} \end{cases} \quad (54)$$

式中, $R_{st,i}^{\text{up/down}}, R_{fb,i}^{\text{up/down}}$ 分别为汽轮机组与燃气锅炉在日前尺度下的最大向上/向下爬坡速率。

3.2.4 日内需求响应约束 在日内阶段,考虑到工业生产的连续性与用户短时响应能力的局限性,日内需求响应允许调整的空间应小于日前调度。因此,需缩小最大允许转移比例,以确保生产过程的稳定性。日内需求响应约束重写为:

$$\begin{cases} \sum_{k=t}^{t+N_d-1} P_{dr}^{\text{in}}(k) = \sum_{k=t}^{t+N_d-1} P_{dr}^{\text{out}}(k) \\ 0 \leq P_{dr}^{\text{in}}(k), P_{dr}^{\text{out}}(k) \leq \kappa_D^c P_{\text{load}}(k) \\ 0 \leq S_{dr}^{\text{in}}(k), S_{dr}^{\text{out}}(k) \leq \kappa_D^h S_{\text{load}}(k) \end{cases} \quad (55)$$

此外,日内滚动优化仍需满足系统电力平衡、蒸汽平衡、设备出力上下限等基本运行约束,其形式与日前调度模型保持一致,此处不再赘述。

4 案例分析

4.1 案例参数

本文采用前述构建的工业园区综合能源系统进行算例分析,该系统由燃油锅炉、余热回收装置及14台蒸汽轮机网络组成的工业热电联产系统,其拓扑图如图5所示。园区能源系统设计需满足四个不同压力等级的电力和蒸汽需求:超高压(压力10.5MPa)、高压(压力4.2MPa)、中压(压力1.65MPa)和低压(压力0.8MPa),并且集成风电、光伏机组以及生物质锅炉以降低系统的碳足迹。园区风光出力与负荷波动主要通过内部机组出力调节、外购能补偿、需求响应及MPC滚动优化进行消纳与平衡。同时,系统可与外部能源网络开展实时能量交易,通过购电、购汽等方式动态补偿内部供需偏差,从而具备一定的调节能力。风光出力及各类负荷的日前预测及超短期预测数据基于历史运行工况生成。为充分验证所提多时间尺度调度策略的有效性,日前调度周期设定为24h,时间尺度为1h,日内滚动优化周期设定为96个时段(时间步长 $\Delta t=15$ min, MPC预测时域设为4h)。

对于源荷预测误差,参考电力与能源系统不确定性优化研究中的对预测误差的常见表征方式^[34-35],假设误差服从正态分布并生成历史数据样本,误差水平设定为预测值的10%,以表征调度周期内常规工况下源荷预测误差波动对系统运行的

影响,从而兼顾模型的保守性与真实运行场景下调度分析的适用性。为刻画源荷不确定性,基于生成的历史误差样本,采用K-means聚类算法进行场景缩减^[36]。本文基准情形下取历史样本量 $M=500$,进一步地,对不同聚类数下的簇内平方和(WCSS)进行比较,采用肘部法确定典型场景数。由图6结果表明,当聚类数继续增加时,WCSS下降幅度已明显减缓,说明继续增加场景数对不确定性特征拟合的改善有限,反而会进一步增加模型计算规模,因此本文最终选取5个典型场景。对于电价侧不确定性,考虑实际工业电价价差水平及短期价格波动特征,设定基准电价的波动偏差比例为10%。此外,鲁棒预算参数用于描述调度周期内允许出现恶劣电价偏差的时段数量,其取值可根据风险偏好进行调节。本文后续案例中取 $\Gamma_{\text{price}}=6$,所设定参数的合理性将在4.5.1一节中进一步说明。

本文的案例模型基于MATLAB 2023b平台搭建,并调用Gurobi求解器完成模型的求解。风光出力与多级负荷的预测曲线见图7,日内的超短期预测曲线见图8。系统的主要经济参数、主要设备运行参数^[37]分别详见表1~3。

4.2 调度优化结果分析

4.2.1 日前优化结果分析 在日前阶段,系统基于DRO模型在源荷不确定性的最恶劣概率分布下制定次日机组启停与出力计划,求解出的典型场景下各设备的最优日前基准出力与多级蒸汽管网的能量平衡状态,如图9所示。

图9(a)展示了日前的电功率平衡情况。在谷电价时段(01:00—06:00),由于负荷需求较少,汽轮机组维持较低出力水平;而在电负荷高峰期(如12:00—15:00及19:00—22:00),尽管正处于峰值电价时段,但为了满足用电需求,系统仍然需要从主网购入一定量的电能以保障供电可靠性。而此时段内风电与光伏的出力达到最大,配合汽轮机组的高出力,减少系统对外部电网的依赖,缓解主网的供电压力并降低系统的购电成本。同时,经过需求响应优化后,原始负荷(如图中的虚线所示)在高峰期被削减,并部分转移至夜间谷电价时段,起到了平抑峰谷差与平滑负荷曲线的作用,降低了高峰的购电成本。

图9(b)至(e)分别展示了SS、HS、MS与LS四级蒸汽管网的能量梯级利用与平衡状态。SS蒸汽主要由燃气锅炉以及余热回收装置提供,并在白天负

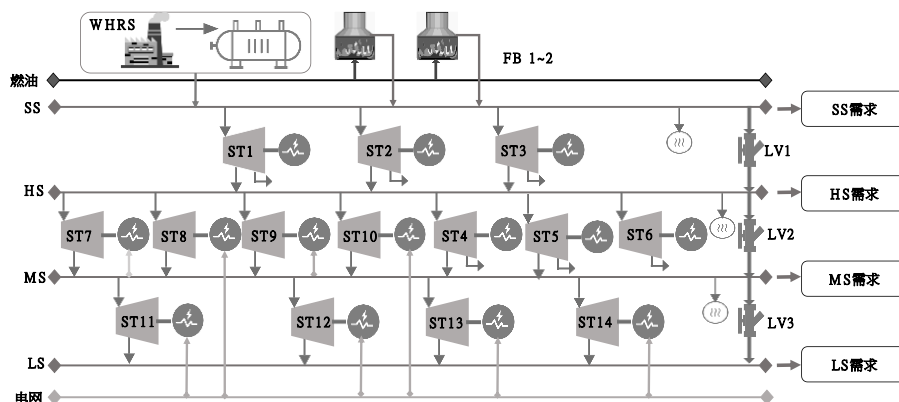


图5 工业园区热电联产系统拓扑图

Fig.5 Topology diagram of the industrial park cogeneration system

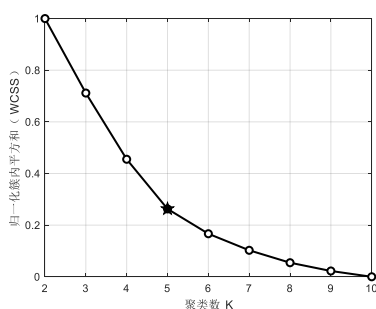


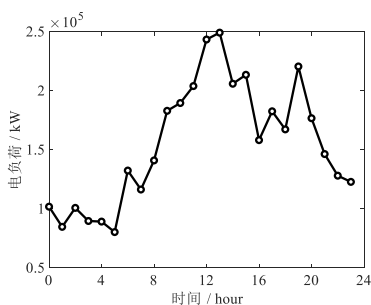
图6 不同聚类数下的聚类效果

Fig.6 Clustering results under different numbers of clusters

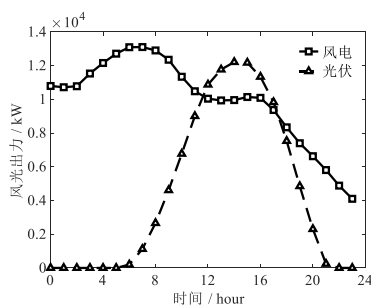
荷高峰期达到额定容量。这些高焓蒸汽随后进入汽轮机网络,通过级间抽汽与排汽流向下一级管网。HS与MS蒸汽主要来源于上级汽轮机(如ST1-

ST4)的抽汽,在满足本级工艺热需求后,继续驱动下游机组。在LS级中,生物质锅炉提供稳定且低碳的热源,并且当汽轮机(ST11-14)排汽量不足以弥补负荷缺口时,降压阀开启补足LS负荷缺口。此外,LS的热需求响应同样将白天高峰期的蒸汽需求转移至夜间,缓解了锅炉与汽轮机的日间供能压力,同时也平滑了LS的负荷曲线。

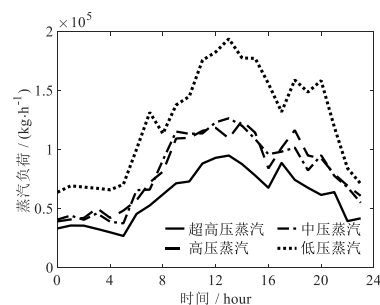
4.2.2 日内优化结果分析 为进一步平抑实际运行中的预测误差,系统在日内阶段采用MPC进行滚动优化。图10展示了机组出力与新能源消纳在“日前基准”与“日内实际”两个时间尺度下的出力轨迹的对比。



(a) 电负荷日前预测曲线



(b) 风光出力日前预测曲线



(c) 四个等级蒸汽负荷日前预测曲线

图7 风光出力与多级负荷的日前预测曲线

Fig.7 Day-ahead forecast curve of wind power output and multi-level loads

由图10(d),(e)的风、光出力跟踪曲线可知,日内实际出力轨迹相较于日前计划表现出更高频的波动,且更为紧贴日内超短期预测曲线,这是由于日前预测的精度有限且调度时间尺度过大,导致对调度周期内的实际负荷波动与可再生能源出力的随机性估计不足,从而引起短时的供需不平衡的情

况。为此,在MPC闭环控制下,汽轮机与燃油锅炉的日内调度轨迹在跟随日前基准趋势的前提下,做出了上下调整动作以应对短时间尺度上的波动。值得注意的是,图10(a)与图10(b)在16小时左右均出现局部出力低谷。这主要是由于该时段电负荷及部分蒸汽负荷阶段性回落,而风光出力仍处于较

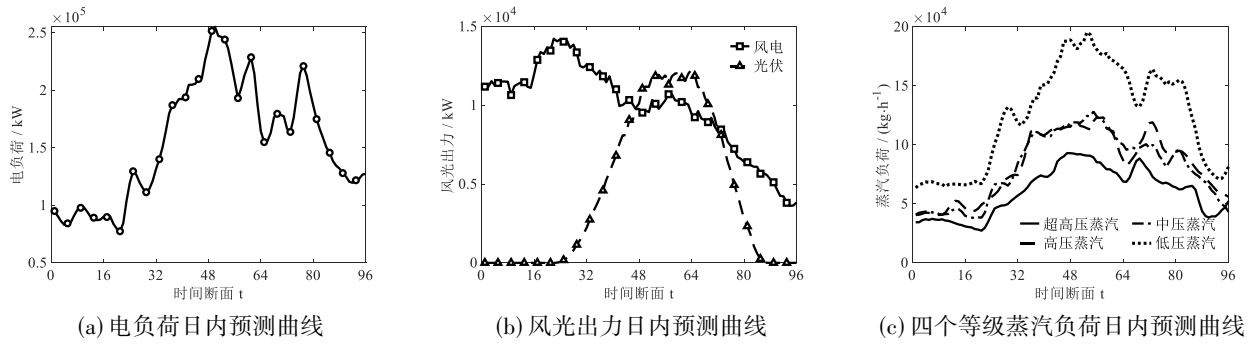


图8 风光出力与多级负荷的日内预测曲线

Fig.8 Intraday forecast curve of wind and solar generation and multi-level loads

表1 汽轮机网络参数

Table 1 Turbine network parameters

编号	汽轮机类型	额定功率/MW	入口等级	抽汽等级	出口等级
ST 1	抽凝	42	SS	HS	SC
ST 2	抽凝	10	SS	HS	SC
ST 3	抽凝	60	SS	HS	SC
ST 4	抽凝	25	HS	MS	SC
ST 5	抽凝	25	HS	-	MS
ST 6	全凝	5	HS	-	SC
ST 7	背压	3.59	HS	-	LS
ST 8	背压	2.83	HS	-	LS
ST 9	背压	2.49	HS	-	LS
ST 10	背压	2.54	HS	-	LS
ST 11	背压	1.29	MS	-	LS
ST 12	背压	3.09	MS	-	LS
ST 13	背压	1.53	MS	-	LS
ST 14	背压	3.03	MS	-	LS

高水平,导致系统净负荷下降,MPC滚动优化相应下调了汽轮机与燃油锅炉出力;同时,受系统热耦合关系影响,蒸汽侧需求减弱进一步传导至汽轮机网络,从而使两者在该时段呈现联动减载特征。对比日前与日内调度结果可知,系统在日内阶段能够在日前基准基础上根据超短期预测结果进行滚动修正,并未出现新能源弃用现象。这主要得益于系统具备汽轮机、锅炉、外购能等共同参与的多源协同调节能力,使可再生能源波动造成的工况偏差能够被及时修正。因此,能够表明多时间尺度协同调度有效平抑了日前预测误差,避免了风光弃用与供需不平衡风险,具有较好的新能源消纳能力与实时修正能力。

上述多时间尺度动态调整过程,也验证了低碳智慧运行架构在实际工程中的可行性。日内MPC对短时波动的响应,依赖于工业数据感知与双向通

表2 可再生能源设备的经济参数

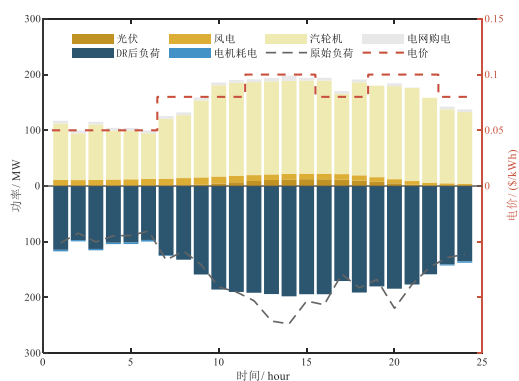
Table 2 Economic parameters of renewable energy equipment

参数	符号	值	单位
风力涡轮机			
额定容量	P_{cap}^{WT}	50	MW
投资成本	c_{inv}^{WT}	1610	\$/kW
维护成本	c_{om}^{WT}	0.041	\$/kW
寿命	L^{WT}	20	Years
光伏			
额定容量	P_{cap}^{PV}	30	MW
投资成本	c_{inv}^{PV}	78	\$/m ²
维护成本	c_{om}^{PV}	0.013	\$/kW
寿命	L^{PV}	20	Years
生物质锅炉			
热效率	η^{BIO}	90	%
投资成本	c_{BIO}	30	\$/kWh
维护成本	c_{om}^{BIO}	0.005	\$/kWh
寿命	L^{BIO}	15	Years

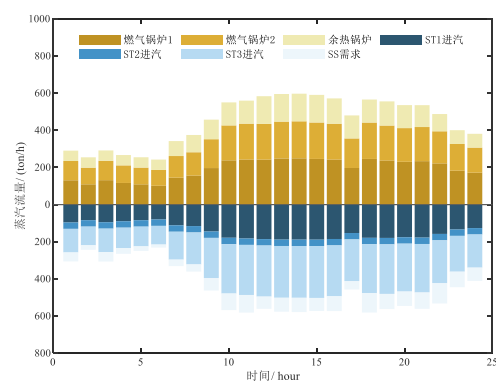
表3 能源系统运行的经济参数

Table 3 Economic parameters of energy system operation

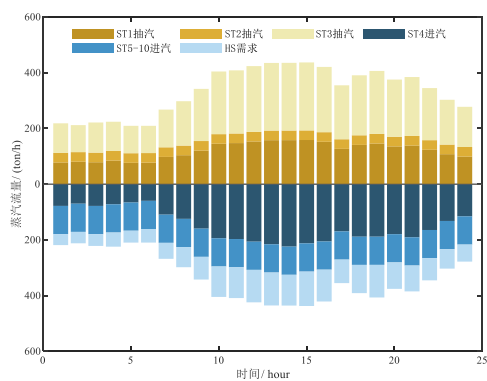
参数	符号	值	单位
电网电价(谷/平/峰)	P_{buy}	0.05 / 0.08 / 0.10	\$/kWh
燃油价格	c_{fuel}	0.5	\$/kg
燃油锅炉效率	η^{BF}	97.5	%
生物质燃料价格	c_{bio}	0.135	\$/kg
HS蒸汽价格	$c_{h,HS}$	0.016	\$/kg
MS蒸汽价格	$c_{h,MS}$	0.015	\$/kg
LS蒸汽价格	$c_{h,LS}$	0.012	\$/kg
购电碳排放因子	λ_{grid}	0.40	kgCO ₂ /kWh
燃油碳排放因子	λ_{fuel}	3.22	kgCO ₂ /kg
购入HS蒸汽碳排放因子	$\lambda_{steam,HS}$	0.199	kgCO ₂ /kg
购入MS蒸汽碳排放因子	$\lambda_{steam,MS}$	0.181	kgCO ₂ /kg
购入LS蒸汽碳排放因子	$\lambda_{steam,LS}$	0.173	kgCO ₂ /kg



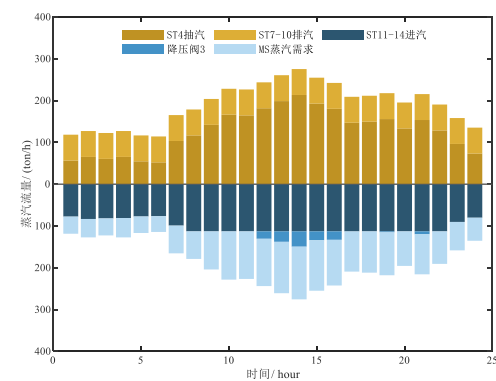
(a) 电负荷平衡图



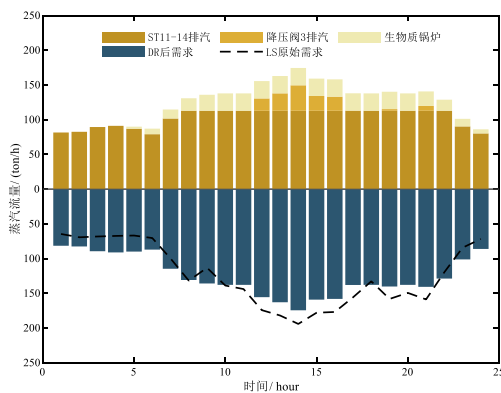
(b) 超高压蒸汽平衡图



(c) 高压蒸汽平衡图



(d) 中压蒸汽平衡图



(e) 低压蒸汽平衡图

图9 日前调度结果

Fig.9 Day-ahead scheduling results

信机制的支撑。底层梯级蒸汽管网与机组的实时数据经由工业网关汇聚至调度中心,而中心计算出的滚动优化指令,则通过下行链路转化为阀门、变频器等终端的物理执行动作。这种“感知-决策-执行”的信息物理闭环,在实际工程应用层面能够有效打破设备间孤立运行的壁垒,实现信息流对能量

流的引导与跨设备集群的动态协同,为流程工业能源系统在多重不确定性下实现安全、灵活与低碳运行提供信息智能化保障。

4.3 碳交易与柔性需求响应机制有效性分析

为验证本文所提的阶梯碳交易与柔性需求响应模型在提升系统经济性与低碳性方面的综合优

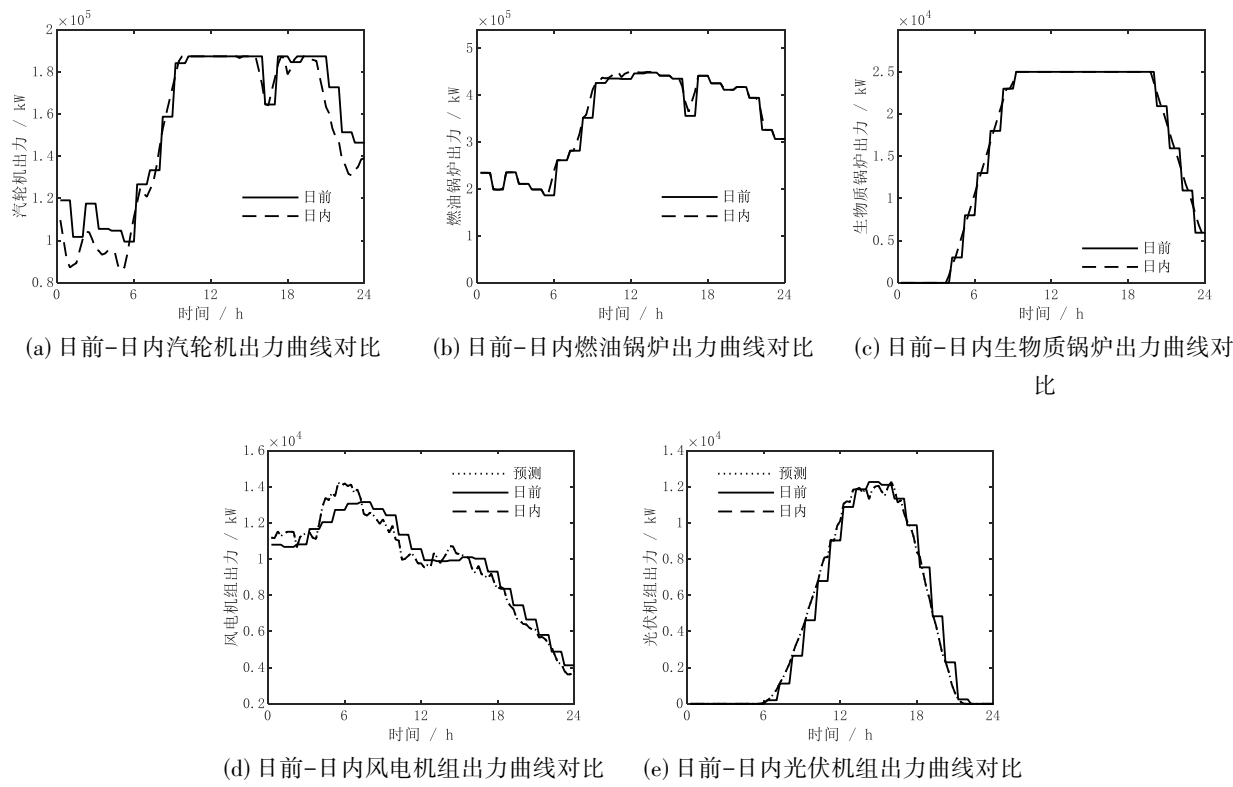


图10 日内调度结果

Fig.10 Intraday dispatch results

势,设置了以下4种不同的调度方案进行对比分析。方案1:采用DRO-MPC多时间尺度优化模型,但不考虑阶梯碳交易机制及柔性需求响应;方案2:在方案1的基础上,引入阶梯碳交易机制;方案3:在方案1的基础上,引入电、热柔性需求响应机制;方案4:综合考虑DRO-MPC、阶梯碳交易以及柔性需求响应的调度模型。不同方法的优化结果如表4所示。

相较于方案1,方案2的碳排放量减少了245.65 ton,风电与光伏的消纳占比提升,这说明引入阶梯碳交易机制可以有效促进可再生能源的消纳并降低系统碳排放。虽然方案2的总成本高于方案1,但燃油消耗占比从81.0%降至75.9%,且启用了生物质锅炉。这是因为阶梯碳交易机制作为目标函数的惩罚项,通过施加阶梯溢价惩罚,使得系统主动削减燃油锅炉出力,优先调用风光与生物质资源。

相较于方案1,方案3的碳排放量减少了224.92 ton,其日内调整成本减少了40.3%,与仅引入碳交易的方案2相比,方案3的日前调度成本降低0.37万美元。这说明引入电、热柔性需求响应机制提高了系统的调节灵活性。通过负荷的时空平移,

表4 不同方法的优化结果

Table 4 Optimization results of different methods

方案	1	2	3	4
总成本/万美元	41.34	45.35	44.87	43.12
日前调度成本/万美元	34.67	41.26	40.89	39.48
日内调整成本/万美元	6.67	4.09	3.98	3.64
碳排放量/ton	2237.09	1991.44	2012.17	1964.64

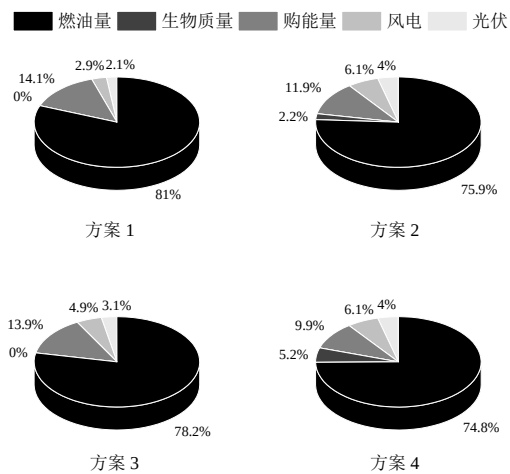


图11 四种方案下的能源消耗占比

Fig.11 Energy consumption share under four scenarios

系统不仅促进新能源的就地消纳,而且减少了外部购能的成本。与此同时,柔性负荷的转移可以缓解日内因风光预测误差带来的功率缺额,从而减少日内的调整支出。

综合考虑碳交易与需求响应的协同机制后,本文提出的方案4较方案2和方案3下,系统的总运行成本分别降低了2.23万美元和1.75万美元,日内调整成本相比方案1下降45.4%,同时碳排放量下降12.2%,因此综合优化了系统运行的低碳性与经济性。

4.4 多时间尺度框架下不同不确定性调度方法的对比

为验证不同日前不确定性决策方法在多时间尺度协同调度场景下的综合性能,本文在统一的“日前计划制定—日内MPC滚动修正”框架下,分别

采用确定性优化(DO)、RO、SP与DRO四种方法生成日前基准计划,并进一步代入相同的日内滚动优化模型进行动态实时调度,不同方法的对比运行结果如表5所示。为进一步量化不同方法在不确定性扰动下的运行鲁棒性,本文以DO为基准,采用日内调整成本构造鲁棒性提升率指标^[28],其定义为

$$\eta_{rob,m} = \frac{C_{DO}^{adj} - C_m^{adj}}{C_{DO}^{adj}} \times 100\% \quad (56)$$

式中, $\eta_{rob,m}$ 表示方法 m 相对于DO方法的鲁棒性提升率, C_{DO}^{adj} 为DO方法的日内调整成本, C_m^{adj} 为方法 m 的日内调整成本;由于日内调整成本反映了日前计划在实际不确定下所需附加修正代价的大小,因此 $\eta_{rob,m}$ 越大,表示该方法相较于DO方法能够以更低的修正代价应对不确定性,即具有更强的鲁棒性。

表5 多时间尺度下不同的调度优化方法的结果

Table 5 Results of different scheduling optimization methods at multiple time scales

方法	总成本 /万美元	日前调度成本 /万美元	日内调整成本 /万美元	碳排放量/ton	鲁棒性提升率/%	弃风弃光率/%
DO+MPC	44.61	36.25	8.36	2191.34	—	6.3
RO+MPC	45.62	40.97	4.65	2089.77	44.4	0
SP+MPC	42.66	37.58	5.08	2046.96	39.2	2.1
DRO+MPC	43.12	39.48	3.64	1964.64	56.5	0

DO方法未能考虑风光及负荷的预测误差的不确定性,其日前基准计划倾向于在预测值条件下追求经济最优,日前调度成本在四种方法中最低。然而,这种策略无法适应日内阶段的真实预测误差,使得系统在日内频繁进行机组出力调整并增加了外部购能,导致日内实时调整成本与碳排放量最高。与此同时,DO方法的弃风率和弃光率相对更高,说明该方法在实际扰动下对新能源波动的吸纳能力不足,日前计划的理想化特征较为明显。RO方法通过考虑恶劣场景下的可行性,提高了对不确定性的抵御能力,为了应对这种极端场景,系统在日前阶段的往往保留更大的调节裕度,导致其日前调度成本较高。由于日前计划增大了机组的出力,日内只需调整机组出力,而在日内购买的能源会更少,因此日内成本低于DO方法。同时,RO方法的弃风弃光率也有所下降,表明其在提高运行安全裕度的同时增强了新能源消纳能力。不过,由于强调极端场景下的可行性,RO方法在经济性方面存在一定牺牲。SP方法的前成本虽然较低,但其依赖于经验概率分布,当实际扰动偏离经验分布时,日

前计划表现出乐观性,导致日内阶段仍需较多的修正,因此日内调整成本仍未达到最优,虽优于DO方法,但低于RO和DRO方法。从新能源利用情况看,SP方法的弃风率和弃光率较DO方法有所改善,但在不确定性条件下仍存在一定的波动适应不足问题。相比之下,DRO方法同时兼顾了分布信息利用与极端风险防御能力,在经济性与鲁棒性之间实现了更优平衡。日前成本介于SP和RO之间,而对于日内阶段的机组调整成本较DO和SP分别下降了56.4%和28.3%;DRO方法的鲁棒性提升率达约56.5%,优于RO和SP方法,说明其能够降低实际扰动下对日前计划的附加修正代价。此外,DRO方法避免了弃风弃光现象,表明其能够在多重不确定性下更有效地协调系统内部可调资源,实现对不确定性的吸纳与利用。与此同时,DRO方法的碳排放量最低,并且较DO方法减少10.3%,进一步体现了其在低碳运行方面的优势。

因此,本文所提DRO方法能够在日前阶段形成更具适应性的基准计划,在保证较高新能源利用水平和较低碳排放的同时,降低日内修正成本,体现

出更优的综合运行性能与鲁棒性。

4.5 敏感性分析

4.5.1 电价不确定性的鲁棒参数 在电力市场环境,外部电网的分时电价的波动会影响运行经济性。在日前调度中,采用多面体不确定集刻画电价波动,并通过鲁棒预算参数反映调度决策者的风险规避偏好。为探究电价不确定性对系统调度策略的影响,对鲁棒预算参数进行敏感性分析,结果如表6所示。

表6 电价的鲁棒预算参数敏感性结果

Table 6 Sensitivity results of robust budget parameters for electricity prices

参数值	日前调度成本 /万美元	总购电量/MWh
0	37.84	552.43
2	38.87	118.35
4	39.28	113.33
6	39.48	110.34
8	39.50	110.32
10	39.50	110.32

当鲁棒预算参数取0时,模型退化为不考虑电价波动的确定性情形,此时日前调度成本最低、总购电量最大,但系统面临较高的电价上涨风险。随着鲁棒预算参数逐步增大,表明调度决策者对电价风险的防范程度增强,模型在寻优过程中会计入更多时段采用恶劣电价偏差的情形,从而使日前调度成本上升、计划购电量下降。这是因为系统为规避潜在高电价风险,会减少对外部电网的依赖,转而提高内部设备出力以维持多能供需平衡,进而增加燃料采购等运行成本。当鲁棒预算参数由0增大至6时,日前调度成本持续上升、总购电量持续下降;而当参数进一步增大至8和10时,指标变化已非常有限,模型已能够较充分地表征电价波动对系统调度的影响。因此,本文其余案例中鲁棒预算参数取6。对于具有不同风险偏好与运行目标的工业园区,也可通过调节该参数,灵活制定符合实际需求的运行方案。

4.5.2 DRO模糊集置信水平参数 在DRO框架中,模糊集的大小决定了系统应对源荷不确定性的保守程度。为探究不同概率分布最坏边界对系统调度成本的影响,本节分别调节1-范数与 ∞ -范数所对应的允许偏差上限参数 θ_1 与 θ_∞ ,得到的敏感性分析结果如表7所示。

表7 不同置信水平参数下的日前调度成本

Table 7 Day-ahead scheduling costs under different confidence level parameters

万美元			
θ_1	$\theta_\infty = 0.50$	$\theta_\infty = 0.80$	$\theta_\infty = 0.99$
0.20	38.89	38.98	39.10
0.50	38.90	39.02	39.19
0.99	38.91	39.03	39.48

随着 θ_1 与 θ_∞ 的增大,系统日前调度成本呈现递增的趋势。这是由于置信水平的提升扩大了模糊集的范围,使得模型涵盖了更多极端恶劣的概率分布场景。为了抵御这些恶劣场景,调度中心必须提前预留更为宽裕的系统备用容量,例如机组出力计划的上调以及更多汽轮机组的开启。这种为换取系统从而使得系统运行成本升高。从约束原理来看,1-范数参数约束最恶劣概率分布与初始经验分布之间的偏差,而 ∞ -范数参数则约束分布之间的局部偏差,二者协同决定不确定性的保守程度。鉴于本文涉及的工业负荷与工业生产线工艺安全,本文设置的参数为 $\theta_1 = 0.99, \theta_\infty = 0.99$,为日内优化预留一定的调整裕度。对于实际工程决策而言,若园区更侧重常规工况下的经济性,可适当调低置信水平,以降低过度日前备用资源带来的开支。综上所述,模糊集置信水平的合理设定对能源系统的安全、高效运行至关重要;该机制为决策者灵活权衡系统的鲁棒性与经济性提供一种调节框架,从而有效应对源荷两端的预测不确定性。

4.5.3 DRO模糊集的历史样本量 考虑到模糊集的允许偏差与历史样本量 M 有关,为考察原始样本规模对调度结果的影响,设置不同历史样本量情形,对日前调度成本进行敏感性分析,结果如图12所示。

从图12可以看出,随着历史样本量 M 的增加,DRO方法的日前调度成本下降,并逐步接近SP方法的结果。这是因为从2.5.1节中综合范数模糊集的公式(31)可知,允许偏差上限与历史样本量 M 有关,随着 M 的增大, θ_1 与 θ_∞ 将相应减小,进而使得模糊集范围收缩。此时,DRO模型所搜索到的最恶劣概率分布与经验分布之间的偏离程度减弱,模型的保守性随之降低。这表明,当历史样本信息不断丰富时,DRO模型对源荷误差不确定性的分布刻画会更加准确,在保证鲁棒性的前提下,其调度结果能够在一定程度上降低保守性,从而表现出更好的经

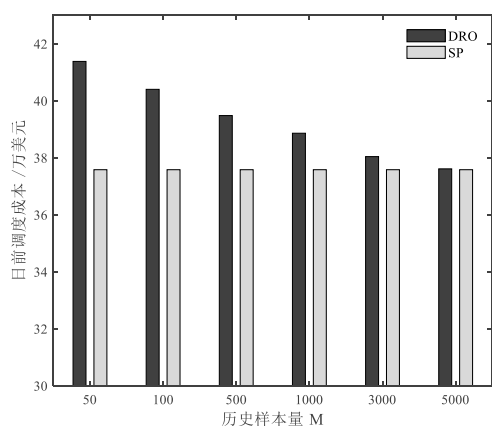


图 12 历史样本量对日前调度成本的影响

Fig.12 Effect of historical sample size on day-ahead scheduling cost

济性。当历史样本量由 50 增加至 1000 时, DRO 日前调度成本下降较为明显, 说明在样本量较少的情况下, 新增历史数据能够提升经验分布估计的可靠性, 并有效缓解保守调度倾向。而当历史样本量进一步由 3000 增加至 5000 时, 下降幅度趋缓。这是因为当样本规模达到一定水平后, 模糊集允许偏差已趋于稳定, 最坏概率分布与经验分布之间的差异很小, 因此系统成本变化也很小。由此可见, 历史样本量是影响 DRO 模型保守性与经济性平衡的重要因素, 合理的样本规模有助于在鲁棒性与调度成本之间保持良好的平衡。

4.5.4 碳价与可再生能源渗透率参数 为进一步考察关键运行参数变化对系统经济性与低碳性的影响, 选取碳交易价格与可再生能源渗透率开展敏感性分析。其中, 碳交易价格用于表示对碳约束的惩罚强度; 可再生能源渗透率反映不同新能源接入水平下系统的运行特性。

图 13 给出了碳交易价格变化对系统总成本与碳排放量的影响规律。可以看出, 随着碳交易价格增大, 系统总成本呈上升趋势, 而碳排放量则逐渐下降。其原因在于, 碳价升高后, 碳排放在目标函数中的惩罚作用增强, 系统会减少高碳能源的使用, 优先调用低碳与灵活资源, 从而在提高总成本的同时降低整体碳排放水平。而当碳价进一步提高至 30 美元/ton 以上时, 系统对碳价变化的响应已不再显著, 表明在当前可再生能源渗透率水平下, 系统已接近最低碳排放运行状态。该结果表明, 阶梯碳交易机制能够有效强化系统低碳导向, 但同时也会带来一定的经济代价, 体现出经济性与低碳性

之间的权衡关系。综合考虑系统运行成本与减排效果, 本文其余案例分析中碳交易基准价格统一取 20 美元/ton。

图 14 展示了可再生能源渗透率变化对系统总成本与碳排放量的影响。随着可再生能源渗透率由 3% 提高至 20%, 系统碳排放总体呈下降趋势, 说明更高比例的新能源接入能够替代部分外购电及燃油锅炉出力, 从而降低系统对高碳能源的依赖。与此同时, 系统总成本呈现先下降后略有回升的变化特征。这表明在中等渗透率(10% 左右)范围内, 新增风光出力能够提升清洁能源利用水平, 并降低购电和燃料支出; 而当渗透率继续提高至 15% 和 20% 时, 总成本略有回升, 这是因为高比例新能源接入在降低碳排放的同时, 也会相应增加系统在新能源侧的配置与运行成本, 从而使总成本下降幅度逐渐减弱。总体来看, 所提多时间尺度协同调度方法在不同可再生能源接入水平下均能保持较好的经济性与低碳性, 体现出较强的适应能力。

图 14 可再生能源渗透率对系统总成本与碳排放量的影响

Fig.14 Effect of renewable energy penetration on total cost and carbon emissions

5 结 论

本文针对低碳智慧工业园区综合能源系统中的多能耦合与多尺度动态优化调度问题展开研究, 提出了一种考虑阶梯式碳交易与工业柔性需求响应的日前-日内多时间尺度协同调度方法。日前阶段构建同时考虑源荷预测误差与电价波动的两阶段分布鲁棒优化模型, 利用强对偶理论与列和约束生成算法求解机组启停及基准出力计划; 日内阶段进一步结合模型预测控制, 实现对日前计划的滚动修正与动态跟踪。算例结果表明:

(1) 所提日前-日内多时间尺度协同调度方法能够有效平抑源荷预测误差, 提升系统对风光波动的适应能力, 实现日前计划与日内运行的协调衔接, 验证了该方法在多重不确定性下的动态修正能力与运行可行性。

(2) 在不同不确定性处理方法对比中, DRO 方法在经济性与鲁棒性之间取得了更优平衡。相较于 DO 和 SP 方法, DRO 方法的日内调整成本分别下降 56.4% 和 28.3%, 鲁棒性提升率达 56.5%, 且碳排

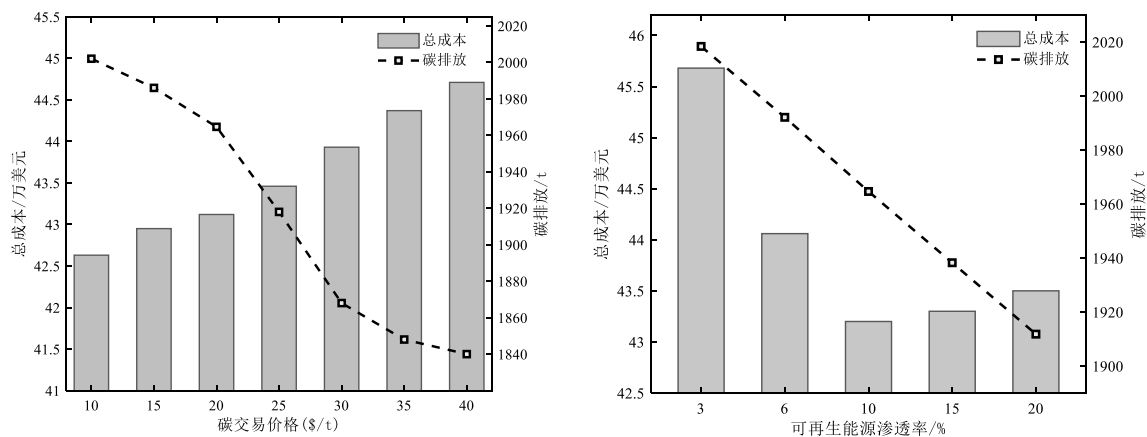


图13 碳交易价格对系统总成本与碳排放量的影响

Fig.13 Effect of carbon trading price on total cost and carbon emissions

放量较DO方法降低10.3%。DRO方法能够在保证较高新能源利用水平的同时,有效降低实际扰动下的附加修正代价,体现出更优的综合运行性能。

(3)综合考虑阶梯碳交易与柔性需求响应后,相较于基准方案,系统日内调整成本下降45.4%,碳排放量下降12.2%,说明两类机制能够有效促进新能源消纳、优化能源消费结构并提升系统低碳经济运行能力。同时,碳交易价格、可再生能源渗透率及鲁棒参数等关键参数的敏感性分析表明,所提模型具有良好的参数适应性,可面向不同运行需求、风险偏好与政策导向灵活调整调度策略。

本文所提方法适用于具有多级蒸汽网络、热电耦合特征且具备一定源荷灵活调节能力的工业综合能源系统。其局限性在于,现阶段模型主要针对短期日前一日内调度问题,尚未考虑储能装置配置、跨周期碳配额累计约束与结转机制,以及更复杂的多主体市场交互关系。后续研究中,将进一步结合月度或年度碳履约需求,纳入跨周期碳配额约束、配额结转及碳资产管理策略,构建兼顾短期运行优化与中长期碳履约管理的多时间尺度低碳调度模型。

符号说明

C_{buy} ——外部购能成本,美元
 C_{fuel} ——燃料成本,美元
 C_{om} ——设备运行维护成本,美元
 C_{curt} ——弃风弃光惩罚成本,美元
 c_{fuel} ——燃料价格,美元
 c_h ——蒸汽价格,美元

E_t ——时段 t 的碳排放量,ton
 E_t^{act} ——时段 t 的实际碳排放量,ton
 $E_{\text{day}}^{\text{max}}$ ——单日允许的碳排放上限,ton
 F_b^{fuel} ——锅炉 b 的燃料消耗量或燃料流量,kg/h
 $F_{b,t}^{\text{steam}}$ ——锅炉 b 在时段 t 的蒸汽产量,kg/h
 $F_{i,t}^{\text{in}}$ ——汽轮机 i 在时段 t 的入口蒸汽流量,kg/h
 $F_{i,t}^{\text{ext}}$ ——汽轮机 i 在时段 t 的级间抽汽流量,kg/h
 $F_{i,t}^{\text{out}}$ ——汽轮机 i 在时段 t 的出口蒸汽流量,kg/h
 $F_{k,t}^{\text{in},\text{in}}$ ——第 k 类泄压阀在时段 t 的入口蒸汽流量,kg/h
 $F_{k,t}^{\text{in},\text{out}}$ ——第 k 类泄压阀在时段 t 的出口蒸汽流量,kg/h
 h_m ——压力等级 m 对应蒸汽焓值
 LHV ——燃料低位发热值,kJ/kg
 LB, UB ——列与约束生成算法中的目标下界与上界
 M ——历史样本总数
 P_i^{min} ——机组 i 的最小出力,MW
 P_i^{max} ——机组 i 的最大出力,MW
 $P_{i,t}^{\text{st}}$ ——汽轮机 i 在时段 t 的发电功率,MW
 P_t^{grid} ——系统在时段 t 的购电功率,MW
 $R_i^{\text{up}}, R_i^{\text{down}}$ ——机组 i 在日前时间尺度下的上/下爬坡速率上限,MW/h
 $T_i^{\text{on}}, T_i^{\text{off}}$ ——机组 i 的最小连续运行/停机时间,h
 $u_{i,t}, v_{i,t}, w_{i,t}$ ——机组 i 在时段 t 的启停状态变量,0-1

$\mathbf{x}(t)$ ——MPC当前滚动时刻的系统状态向量
 $\mathbf{u}(t|t)$ ——MPC在时刻 t 求得并执行的首个控制动作
 $\mathbf{w}(t)$ ——MPC的外部扰动向量
 $\Delta\pi_t$ ——时段 t 的电价最大允许波动偏差,\$/kWh
 $\Delta P_{\text{wt}}(t)$ ——风电出力相对日前计划的偏差,MW
 $\Delta P_{\text{pv}}(t)$ ——光伏出力相对日前计划的偏差,MW
 $\Delta P_{\text{load}}(t)$ ——电负荷预测偏差,MW

$\Delta S_{\text{load}}(t)$ ——蒸汽负荷预测偏差, kg/h

Δt ——日内调度时间步长, min

θ_i ——由置信水平推导得到的1-范数置信半径

θ_∞ ——由置信水平推导得到的无穷范数置信半径

Γ_{price} ——电价不确定集的鲁棒预算参数

参考文献

- [1] Agency I E. Global Energy Review 2025[M]. Paris: IEA, 2025.
- [2] Diesing P, Lopez G, Blechinger P, et al. From knowledge gaps to technological maturity: a comparative review of pathways to deep emission reduction for energy-intensive industries[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, **208**: 115023.
- [3] Zhang W S, Xu Y, Streets D G, et al. Measurement of urbanization and its spatiotemporal heterogenous effects on carbon emission from district heating industry in China[J]. Energy and Buildings, 2025, **328**: 115182.
- [4] 吴笑民, 郭雨, 郑景文, 等. 多能互补智慧园区能源系统优化运行方法[J]. 高电压技术, 2022, **48**(7): 2545–2553.
Wu X M, Guo Y, Zheng J W, et al. Optimal operation method for power system of multi-energy complement smart park[J]. High Voltage Engineering, 2022, **48**(7): 2545–2553.
- [5] Wang J X, Chen X J, Zhuang M H, et al. Accelerating exploitation and integration of global renewable energy[J]. The Innovation, 2025, **6**(7): 100873.
- [6] 牟文玉, 李慧, 熊强. 中国生物质能产业现状、问题与对策[J/OL]. 化工进展, 1–14.
Mou W Y, Li H, Xiong Q. Current status, problems and countermeasures of China's biomass energy industry[J/OL]. Chemical Industry and Engineering Progress, 1–14.
- [7] Ren S, Yang S Y, Chen H S, et al. A state-of-the-art review on the utilization of biochar as renewable energy for the sustainable steel industry[J]. Applied Energy, 2025, **394**: 126188.
- [8] Santos-Montes A M, González-Arechavala Y, Martín-Sastre C, et al. Life cycle assessment of clinker and cement production in Spain. Environmental assessment of decarbonisation measures[J]. Cleaner Environmental Systems, 2025, **18**: 100290.
- [9] Su C W, Wu Y, Qin M. Preserving energy security: Can renewable energy withstand the energy-related uncertainty risk?[J]. Energy, 2025, **320**: 135349.
- [10] Żoładek M, Figaj R, Sornek K. Energy analysis of a micro-scale biomass cogeneration system[J]. Energy Conversion and Management, 2021, **236**: 114079.
- [11] Gailani A, Cooper S, Allen S, et al. Assessing the potential of decarbonization options for industrial sectors[J]. Joule, 2024, **8**(3): 576–603.
- [12] 陈景文, 叶鹏程, 刘耀先, 等. 基于阶梯碳交易的含碳捕集与高耗能负荷的虚拟电厂优化调度[J/OL]. 电网技术, 1–17.
Chen J W, Ye P C, Liu Y X, et al. Optimal scheduling of virtual power plant with carbon capture and high energy-consuming loads based on stepped carbon trading[J/OL]. Power System Technology, 1–17.
- [13] Meng Y X, Ma G, Ye Y J, et al. Design of P2P trading mechanism for multi-energy prosumers based on generalized Nash bargaining in GCT-CET market[J]. Applied Energy, 2024, **371**: 123640.
- [14] 吴骏玲, 贺帅佳, 刘俊勇, 等. 考虑低碳需求响应与季节性氢储能的能源站分布鲁棒联合机会约束低碳规划方法[J]. 电力自动化设备, 2026, **46**(4): 205–214.
Wu J L, He S J, Liu J Y, et al. Distributionally robust joint chance-constrained low-carbon planning method for energy station considering low-carbon demand response and seasonal hydrogen storage[J]. Electric Power Automation Equipment, 2026, **46**(4): 205–214.
- [15] Hu Y H, Jin Y. Energy hubs integrating renewable energy sources and demand response programs for cost-effective operations[J]. Energy, 2025, **333**: 137271.
- [16] 李亮, 袁至, 李骥. 考虑源荷多重不确定性的含氢综合能源系统三阶段随机鲁棒日前优化[J]. 电网技术, 2025, **49**(8): 3199–3208, I0048–I0052.
Li L, Yuan Z, Li J. Three-stage stochastic robust day-ahead optimization of hydrogen-containing integrated energy system considering source-load multiple uncertainties[J]. Power System Technology, 2025, **49**(8): 3199–3208, I0048–I0052.
- [17] Gao Y, Tahir M, Siano P, et al. Optimization of renewable energy-based integrated energy systems: a three-stage stochastic robust model[J]. Applied Energy, 2025, **377**: 124635.
- [18] Ma M M, Long Z J, Liu X J, et al. Distributionally robust optimization of electric – thermal – hydrogen integrated energy system considering source – load uncertainty[J]. Energy, 2025, **316**: 134568.
- [19] 廖鹏伟, 刘庆辉, 潘安, 等. 考虑不确定性的风电制氢系统: 多时间尺度运行策略[J]. 化工学报, 2025, **76**(6): 2743–2754.
Liao P W, Liu Q H, Pan A, et al. Wind power hydrogen production systems considering uncertainty: multi-time scale operation strategy[J]. CIESC Journal, 2025, **76**(6): 2743–2754.
- [20] 詹隽, 黄媚, 孙晓佳, 等. 基于多时间尺度虚拟电厂鲁棒优化调节决策方法[J]. 节能, 2025, **44**(11): 28–33.
Zhan J, Huang M, Sun X J, et al. Robust optimization regulation decision-making method for virtual power plants based on multiple time scales[J]. Energy Conservation, 2025, **44**(11): 28–33.
- [21] 丁振国, 王霄. 智慧工业园区智能化、高效能运行支撑体系打造及规划建设研究[J]. 建设科技, 2025(11): 95–97.
Ding Z G, Wang X. Research on planning and construction of intelligent and efficient operation support system for smart industrial parks[J]. Construction Science and Technology, 2025 (11): 95–97.
- [22] 吴新飞, 姜爱华, 田君杨, 等. 计及能量平衡辅助服务通信需求的能源社区信息物理联合优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2025, **45**(2): 537–550.
Wu X F, Jiang A H, Tian J Y, et al. Joint optimization of cyber and physical system in energy community considering communication requirements for energy balanced ancillary services[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, **45**(2): 537–550.
- [23] Oliveira T L, Santos Assis P, Leal E M, et al. Study of biomass applied to a cogeneration system: a steelmaking industry case[J]. Applied Thermal Engineering, 2015, **80**: 269–278.
- [24] Xu T T, Li T Y, Long J, et al. Data-driven multi-period modeling and optimization for the industrial steam system of large-scale refineries[J]. Chemical Engineering Science, 2023, **282**: 119112.
- [25] Luo X L, Zhang B J, Chen Y, et al. Modeling and optimization of a utility system containing multiple extractions steam turbines[J]. Energy, 2011, **36**(5): 3501–3512.
- [26] Li Z Q, Du W L, Zhao L, et al. Modeling and optimization of a

- steam system in a chemical plant containing multiple direct drive steam turbines[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2014, **53**(27): 11021–11032.
- [27] Zhao Y T, Wu Z, Gu W, et al. Optimal dispatch and pricing of industrial parks considering CHP mode switching and demand response[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2024, **10**(5): 2174–2185.
- [28] Shen F F, Zhao L, Du W L, et al. Data-driven stochastic robust optimization for industrial energy system considering renewable energy penetration[J]. ACS Sustainable Chemistry & Engineering, 2022, **10**(11): 3690–3703.
- [29] 刘晓明,曹阔,陈海,等. 碳交易机制下考虑需求响应和智能开关融合的配电网双层优化[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 1–10.
- Liu X M, Cao K, Chen H, et al. Bi-level optimization of distribution network considering integration of demand response and soft open point under carbon trading mechanism[J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSA, 1–10.
- [30] Helton J C, Davis F J. Latin hypercube sampling and the propagation of uncertainty in analyses of complex systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2003, **81**(1): 23–69.
- [31] 吴彪,张少华,王喆,等. 基于信息间隙决策理论-分布鲁棒优化的含电-氢-热混合储能综合能源系统需求响应策略[J]. 电网技术, 2024, **48**(3): 1030–1042.
- Wu B, Zhang S H, Wang X, et al. Demand response strategy for integrated energy system with electric-hydrogen-thermal hybrid energy storage based on information gap decision theory and distributionally robust optimization[J]. Power System Technology, 2024, **48**(3): 1030–1042.
- [32] Ren X X, Wang J S, Yang S F, et al. A novel multi-objective Stackelberg game model for multi-energy dynamic pricing and flexible scheduling in distributed multi-energy system[J]. Energy, 2025, **325**: 136206.
- [33] Xin X, Liu Y F, Zhang Z H, et al. A day-ahead operational regulation method for solar district heating systems based on model predictive control[J]. Applied Energy, 2025, **377**: 124619.
- [34] 王晗,徐潇源,严正,等. 随机源-荷影响下配电网运行不确定性量化理论方法与应用展望[J]. 全球能源互联网, 2022, **5**(3): 230–241.
- Wang H, Xu X Y, Yan Z, et al. Theoretical methods and application prospects for uncertainty quantification in distribution network operation under the influence of stochastic source-load [J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2022, **5**(3): 230–241.
- [35] 王昀,谢海鹏,孙啸天,等. 计及激励型综合需求响应的电-热综合能源系统日前经济调度[J]. 电工技术学报, 2021, **36**(9): 1926–1934.
- Wang Y, Xie H P, Sun X T, et al. Day-ahead economic dispatch for electricity-heating integrated energy system considering incentive integrated demand response[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, **36**(9): 1926–1934.
- [36] Nainggolan R, Perangin-angin R, Simarmata E, et al. Improved the performance of the K-means cluster using the sum of squared error (SSE) optimized by using the elbow method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, **1361**(1): 012015.
- [37] Yang K Y, Wang Q P, Zhao L. Two-stage stochastic programming for multi-objective optimization of sustainable utility systems integrating with combined heat and power units[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, **451**: 142143.