

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2026.08.008

新疆绿色算力园区多时间尺度低碳调度

Multi-time scale low-carbon dispatch for Xinjiang green computing parks

张志豪^{1a},樊小朝^{2*},王子龙³,史瑞静^{1a},孙剑桥^{1a},王维庆^{1b,1c},何山^{1c},
程志江^{1a,1c},程静^{1c},王永真⁴

ZHANG Zhihao^{1a},FAN Xiaochao^{2*},WANG Zilong³,SHI Ruijing^{1a},SUN Jianqiao^{1a},WANG
Weiqing^{1b,1c},HE Shan^{1c},CHENG Zhijiang^{1a,1c},CHENG Jing^{1c},WANG Yongzhen⁴

(1.新疆大学 a.智能科学与技术学院;b.可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心;
c.电气工程学院,乌鲁木齐 830017;2.新疆工程学院 能源工程学院,乌鲁木齐 830023;
3.上海第二工业大学,上海 201209;4.北京理工大学 能源与动力工程系,北京 100081)

(1.a. School of Intelligence Science and Technology; b. Engineering Research Center of Renewable Energy Generation
and Grid-Connected Control, Ministry of Education; c. School of Electrical Engineering, Xinjiang University,
Urumqi 830017, China; 2. School of Energy Engineering, Xinjiang Institute of Engineering,
Urumqi 830023, China; 3. Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China; 4. Department
of Energy and Power Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

摘要:针对新疆新能源基地配套绿色算力园区中风光出力波动、算力任务时限、储能跨时段耦合及外购电碳排放强度变化引起的协同调度问题,提出多时间尺度低碳调度方法。区别于将柔性算力等效为连续可转移负荷的传统处理方式,建立包含任务释放时刻、截止时刻、能量需求、单任务功率上限、聚合算力上限和未完成能量的任务队列模型,用以刻画算力负荷的时间可转移特性。采用随环境温度变化的电能使用效率表征数据中心制冷及辅助能耗,并建立储能荷电状态转移、充放电互斥、公共并网点容量和购电功率爬坡约束,将各项费用与损失统一折算为人民币,构建均值-条件风险价值混合整数线性优化模型。日前层基于未来 24 h 预测信息形成 96 个时段的基准计划;日内层每 4 h 更新风光、电价、碳排放因子、储能状态和剩余任务量并滚动优化;实时层以 15 min 为周期,根据实际状态修正任务、储能和购电功率。以新疆风光基地配套绿色算力园区参数化典型日的数据为例,设置固定任务无储能、任务队列优化、固定任务配置储能和多时间尺度风险协同 4 类方案。结果表明:相较于固定任务无储能方案,所提方案运行成本下降 61.36%,弃电率由 9.92% 降至 0,可再生能源利用率由 90.08% 提高至 100%,计入等值投资后综合成本为 38 709.43 元,较基准方案下降 4.53%;在 400 组独立样本外场景中,风险方案的成本、碳排放和公共并网点峰值 CVaR95 分别下降 1.62%,3.55% 和 1.68%,但单一最大峰值略有上升,说明该方法改善的是最不利场景的尾部平均风险,而不能保证每个极端场景均占优。研究结果表明,柔性任务队列与储能协同能够提高新能源就地供电的能力,间接完成碳减排,兼顾园区经济运行、配电网削峰和算力服务质量。

关键词:绿色算力园区;柔性任务队列;多时间尺度调度;碳排放因子;储能;条件风险价值;算电协同

中图分类号:TK 01:TM 73 **文献标志码:**A **文章编号:**2097-0706(2026)08-0096-11

Abstract: Green computing power parks integrated with renewable energy bases in Xinjiang face coordinated scheduling issues, which are caused by fluctuations in wind and photovoltaic power output, computing task deadlines, inter-temporal coupling of energy storage, and variations in the carbon emission intensity from purchased electricity. To address these issues, a multi-time scale low-carbon scheduling method covering day-ahead, intraday, and real-time operation was proposed. Unlike conventional approaches that represent flexible computing power as continuously shiftable loads, a task queue model was established, incorporating the task release time, deadline, energy demand, upper limit of single-task power, upper limit of aggregate computing power, and unfinished energy, so as to characterize the temporal shiftable of computing loads. The energy usage effectiveness varying with ambient temperature was adopted to represent cooling and auxiliary energy consumption in data centers. Constraints on energy storage state-of-charge transitions, mutual exclusivity

of charging and discharging, capacity at the point of common coupling, and purchased-power ramping were established. All costs and losses were converted to Chinese yuan, and a mean-conditional value-at-risk

基金项目:国家自然科学基金项目(72595835,52266018)
National Natural Science Foundation of China (72595835,
(52266018))

mixed integer linear optimization model was developed. At the day-ahead level, a baseline scheme with 96 time intervals was formed based on the prediction information for the next 24 h. At the intra-day level, wind and photovoltaic power, electricity prices, carbon emission factors, energy storage states, and remaining tasks were updated every 4 h, followed by rolling optimization. At the real-time level, task, energy storage, and purchased power were adjusted every 15 min according to actual operating conditions. A parameterized typical day for a green computing power park associated with a wind and photovoltaic power base in Xinjiang was used as a case study, with four schemes considered: fixed tasks without energy storage, task queue optimization, fixed tasks with energy storage, and multi-timescale risk coordination. The results showed that, compared with the fixed-task scheme without energy storage, the proposed scheme reduced operating cost by 61.36%, decreased the curtailment rate from 9.92% to 0, and increased renewable energy utilization from 90.08% to 100%. After equivalent investment was included, the comprehensive cost was 38 709.43 yuan, representing a 4.53% reduction compared with the baseline scheme. Across 400 independent out-of-sample scenarios, the CVaR95 values of cost, carbon emissions, and peak power at the point of common coupling under the risk-based scheme decreased by 1.62%, 3.55%, and 1.68%, respectively. However, the single maximum peak value increased slightly, indicating that the proposed method improves the average tail risk in the most adverse scenarios, but does not guarantee superiority in every extreme scenario. The results indicate that coordination between flexible task queues and energy storage can enhance the capacity for local supply from renewable energy, indirectly achieve carbon emission reduction, and balance the economic operation of the park, peak shaving of the distribution network, and the quality of computing services.

Keywords: green computing park; flexible task queue; multi-time-scale dispatch; carbon emission factor; energy storage; conditional value-at-risk; computing-electricity coordination

0 引言

新能源大规模开发与算力基础设施扩张正在形成新的源荷协同需求。《数据中心绿色低碳发展专项行动计划》提出统筹大型风光基地与国家枢纽节点建设,提高数据中心可再生能源利用水平和电能利用效率^[1]。“东数西算”工程进一步强调算力布局与绿色电力的协同发展^[2]。新疆具备风光资源丰富、土地空间辽阔和低温自然冷源等条件,是布局算电协同工程的“第一方阵”。但新能源波动、配电网接入容量和算力任务服务质量之间存在明显耦合^[3-4]。

现有综合能源系统研究已形成需求响应、源网荷储协同和储能优化的基本框架。潘婷等^[5]将广义综合需求响应纳入综合能源系统低碳调度;董晓亮等^[6]总结了源网荷储一体化项目参与市场的运行边界与机制需求。这些研究为园区级资源协同提供了基础,但通常将电负荷表示为连续可转移的曲线^[7-8],难以描述单项算力任务到达、截止和完成的要求^[9]。

在数据中心需求响应方面,Vesa等^[10]研究了日前与日内能量灵活性预测;Li等^[11]将服务质量引入数据中心双层需求响应模型;Yang等^[12]联合服务器任务移位与不间断电源((Uninterruptible Power Supply, UPS)储能平抑联络线波动;Ding等^[13]进一步考虑批处理任务和运行风险控制。碳感知计算研究表明,利用时变电网碳强度推迟可延迟工作负载,降低间接碳排放量^[14-15];温度感知任务管理则揭

示了绿电利用与冷却能耗之间的耦合。任务移位与本地发电还可降低数据中心峰值负荷^[16-17]。现有的算电耦合工作有3个方面有待优化:(1)将柔性算力简化为总能量平移时,会忽略任务释放时刻、截止时刻和并行算力上限^[18];(2)任务、储能设备荷电状态(State of Charge, SOC)、电能使用效率(Power Usage Effectiveness, PUE)、时变碳排放因子及公共并网点(Point of Common Coupling, PCC)约束常被分开处理,模型量纲和成本口径不统一;(3)部分滚动仿真直接使用未来实际数据或仅在事后计算条件风险价值(Conditional Value-at-Risk, CVaR),难以证明风险项真正参与了计划制定^[19]。

针对上述问题,本文开展以下工作:(1)建立含释放时刻、截止时刻、能量需求、任务功率上限和未完成能量的任务队列模型,并声明任务可中断、可连续分配的适用前提;(2)构建统一以人民币计价的“源网荷储算”均值-CVaR混合整数线性规划,明确采用外部电网时变碳排放因子而非节点碳流;(3)实现日前24 h、日内每4 h和实时15 min的3层因果滚动求解,训练场景与400组样本外场景相互独立;(4)统一比较固定任务、任务优化、储能优化和多时间尺度风险协同4类方案,并同时报告运行成本与含等值投资的综合成本。

1 系统框架

1.1 新疆绿色算力园区

本文研究对象为新疆新能源基地配套绿色算力园区,结构如图1所示^[20]。源侧包括风电、光伏及

其预测信息;网侧包括PCC、分时电价和外购电碳排放因子;荷侧包括关键IT负荷、园区常规负荷和柔性算力任务;储侧为电化学储能, $P_{ch}(t)$ 和 $P_{dis}(t)$ 分别为 t 时段储能系统的充电功率和放电功率;算侧为任务排程与服务器功率控制平台。

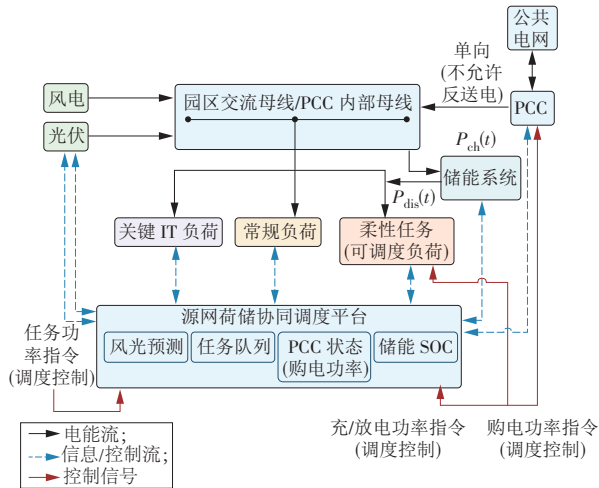


图1 新能源基地配套绿色算力园区系统

Fig. 1 An computing park integrated with a renewable energy base

PCC是园区内部电力系统与公共电网交换功率的统一计量装置和约束边界,本文仅允许从电网购电,不考虑反向送电。PCC模型承担4项功能:记录外购电量并计算购电成本;用时变碳排放因子折算间接碳排放量;限制变压器或并网协议允许的最大购电功率;约束相邻15 min购电功率变化并统计峰值。PCC既是功率平衡节点,也是园区经济性、低碳性和配电网友好性的共同评价接口。

1.2 运行流程

源网荷储算协同系统以“绿电优先、算随电动、储能平衡、低碳优化、可靠供电”为基本运行原则^[21],运行流程如图2所示。系统读取风光出力预测、分时电价 $\pi(t)$ 、碳排放因子 $\kappa(t)$ 、任务队列、储能设备SOC和其他关键负荷等状态信息,并判断当前时段是否具备绿电充裕且低碳的运行条件。(1)当风光出力充足且碳排放因子较低时(低价-低碳),系统优先消纳本地绿电,提高可延迟算力任务执行强度,并在SOC允许范围内利用储能吸纳富余绿电。(2)当风光出力不足或外购电价格、碳排放因子较高时(高价-高碳),系统降低非实时任务执行功率,将可延迟任务转移至后续低碳时段,并根据SOC状态调用储能放电支撑关键负荷和削减购电峰值。(3)若系统未处于明显绿电富余或高价高碳状态,则按照任务服务水平协议(Service Level Agreement, SLA)、截止时间、电价和SOC进行常规协调运行。利用混合整数线性规划(Mixed Integer

Linear Programming, MILP)/CVaR 联合优化得到各决策变量,各分支调度结果最终进入功率平衡(供电功率=用电功率)、SOC、充放电互斥、PCC容量(限制通过PCC向主网购电的最大允许功率)和任务完成约束校核,若约束满足则输出当前时段调度指令,否则修正任务功率、储能功率或购电功率并重新校核。该流程体现了绿电优先、算随电动、储能平衡、低碳优化和可靠供电的协同调度思想。

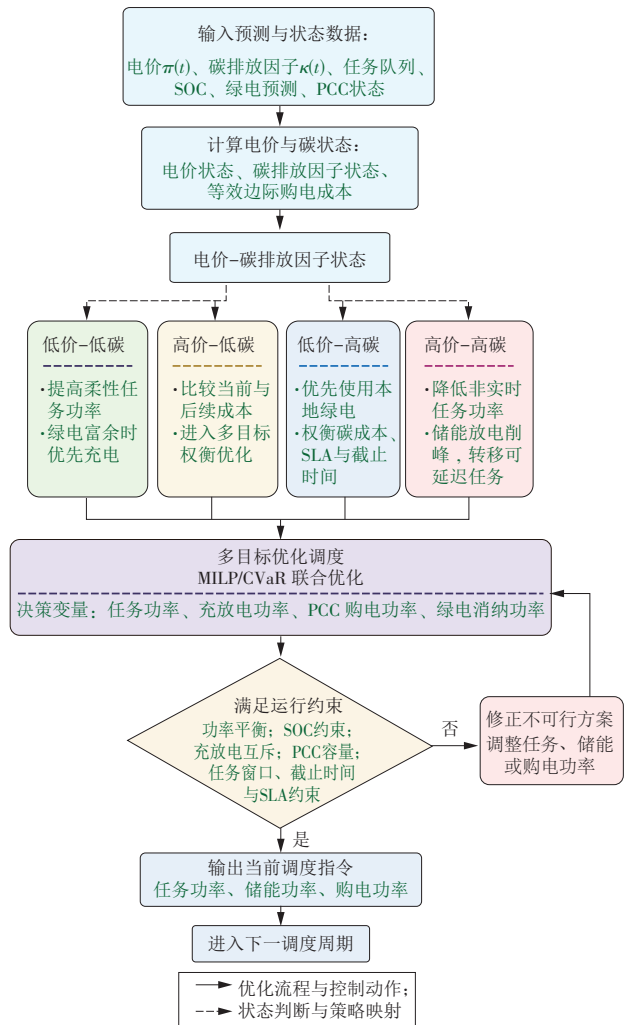


图2 算电协同系统运行流程

Fig. 2 Computing and electricity synergy system operation procedure

2 任务队列与电-碳-储能耦合模型

不同于传统固定工业负荷,绿色算力园区中的数据中心负荷由两部分组成:实时业务、基础服务、安全保障类任务等具有刚性供电需求的任务负荷;模型训练、数据备份、批处理分析、日志压缩等具有一定时间弹性的任务负荷,可在满足完成时限的前提下转移至绿电富余、低价或低碳排放因子时段执行。因此,本文不将算力负荷简单等效为连续可削减负荷,而是将柔性算力任务刻画为具有释放时

刻、截止时刻、能量需求和服务质量约束的任务队列,从而在电力调度模型中显式描述算力负荷的时间可转移特性。

2.1 新能源与柔性任务队列

园区的可用可再生能源功率可表示为

$$P_r(t) = P_w(t) + P_s(t), \quad (1)$$

式中: $P_r(t)$, $P_w(t)$, $P_s(t)$ 分别为 t 时段的可再生能源、风电、光伏出力。

数据中心IT负荷 $L_{IT}(t)$ 由关键IT负荷和柔性任务负荷两部分组成^[22],即

$$L_{IT}(t) = L_{IT, cri}(t) + L_{IT, flex}(t) = L_{IT, cri}(t) + \sum_{k \in K} x_k(t), \quad (2)$$

式中: $L_{IT, cri}(t)$ 为关键IT负荷,包含实时业务、基础服务和不可中断计算任务; $L_{IT, flex}(t)$ 为柔性算力负荷,由各项柔性任务执行功率 $x_k(t)$ 叠加得到; K 为柔性任务总数。

对于柔性任务 k ,设其释放时刻为 r_k ,截止时刻为 d_k ,计算其能量需求 E_k 和最大执行功率 $\bar{x}_k$,其调度约束如下

$$\sum_{r_k}^{d_k-1} x_k(t) \Delta t + E_k^{unfin} = E_k, \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0 \leq x_k(t) \leq \bar{x}_k & r_k \leq t \leq d_k \\ x_k(t) = 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad (4)$$

$$\begin{cases} \sum_{k \in K} x_k(t) \leq P_{flex, max} \\ L_{IT}(t) \leq P_{IT, max} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: E_k^{unfin} 为未能完成任务 k 的能量需求; $P_{flex, max}$, $P_{IT, max}$ 分别为柔性算力负荷与数据中心IT负荷的最大值; Δt 为单个时段。式(3)—(4)说明任务可在释放后、截止前分段执行,但总计算能量必须守恒。

为进一步刻画服务质量约束,定义任务 k 的未完成能量为

$$E_k^{unfin} = \max(0, E_k - \sum_{r_k}^{d_k} x_k(t) \Delta t). \quad (6)$$

当 $E_k^{unfin}=0$ 时,表示任务在截止时间前完成;当 $E_k^{unfin}>0$ 时,表示任务存在延期或未完成风险。 E_k^{unfin} 仅在系统极端不可行时取正,并以高惩罚计入目标函数。

后续目标函数中通过服务质量惩罚项 C_{sla} 对未完成能量进行惩罚。

$$C_{sla} = 1000 c_{sla} \sum_k E_k^{unfin}, \quad (7)$$

式中: c_{sla} 为单位未完成能量对应的服务质量惩罚系数。

2.2 温度-电能使用效率与设施负荷

用PUE把IT功率折算为包含制冷、供配电损耗和辅助设施的设施功率。为保持调度模型线性,本文将PUE作为由环境温度和自然冷源状态确定的

外生时序参数,不再次把服务器负载率引入PUE函数^[23],通过阶跃函数标识自然冷源启用条件

$$F_{free}(t) = \begin{cases} 1 & T(t) \leq T_{free} \\ 0 & T(t) > T_{free} \end{cases}, \quad (8)$$

$$P_{UE}(t) = P_{UE,0} + a_T \max[T(t) - T_0] - b_{free} F_{free}(t), \quad (9)$$

$$P_{DC}(t) = P_{UE}(t) L_{IT}(t), \quad (10)$$

$$P_{UE, min} \leq P_{UE}(t) \leq P_{UE, max}, \quad (11)$$

式中: $F_{free}(t)$, $P_{UE}(t)$ 分别为 t 时段的自然冷源可用状态和PUE; T_{free} 为自然冷源启用温度阈值; T_0 为基准温度; $P_{UE,0}$ 为基准PUE,即 T_0 下的基础能效值; a_T 为PUE随环境温度上升的边际增长系数; b_{free} 为自然冷源启用后PUE的降低量; $T(t)$ 为 t 时段的室外环境温度; $P_{DC}(t)$ 为 t 时段数据中心设施总功率; $P_{UE, min}$, $P_{UE, max}$ 分别为 $P_{UE}(t)$ 的下限与上限。

2.3 时变碳排放因子耦合

电-碳耦合主要体现在外购电功率与电网碳排放因子的关系上。设 $P_{grid}(t)$ 为PCC外购电功率,则外购电对应的间接碳排放量 $E_{CO_2}(t)$ 为

$$E_{CO_2}(t) = \kappa(t) P_{grid}(t) \Delta t. \quad (12)$$

当 $\kappa(t)$ 较高时,模型倾向于降低非实时柔性任务执行功率,或调用储能以减少外购电量;当风光出力充裕且 $\kappa(t)$ 较低时,模型倾向于提高柔性任务执行强度,使算力负荷主动吸纳低碳电力。

2.4 储能系统

储能系统可平抑风光波动、转移绿电和降低高价高碳时段购电功率。其SOC状态转移方程为^[24]

$$S_{OC}(t+1) = S_{OC}(t) + \eta_{ch} P_{ch}(t) \Delta t - P_{dis}(t) \Delta t / \eta_{dis}, \quad (13)$$

$$E_{b, min} \leq E_b \leq E_{b, max}, \quad (14)$$

$$0 \leq P_{ch}(t) \leq u_{ch}(t) \bar{P}_{ch}, \quad (15)$$

$$0 \leq P_{dis}(t) \leq u_{dis}(t) \bar{P}_{dis}, \quad (16)$$

$$u_{ch}(t) + u_{dis}(t) \leq 1, \quad (17)$$

式中: $S_{OC}(t)$ 为储能系统 t 时段的荷电状态; η_{ch} 和 η_{dis} 分别为充、放电效率; $u_{ch}(t)$, $u_{dis}(t)$ 分别为储能系统 t 时段的充、放电状态; E_b 为储能系统内部的剩余电能; $E_{b, max}$, $E_{b, min}$ 分别为 E_b 的上、下限。

3 多时间尺度风险调度模型与求解

第2章从源侧新能源、荷侧任务队列、数据中心PUE、电-碳耦合和动态储能SOC等方面刻画了绿色算力园区的基础运行模型。为进一步实现源网荷储算协同优化,在上述模型的基础上,构建统一量纲的调度目标函数、系统运行约束和日前-日内-实时3层求解模型,重点解决模型优化和求解的问题^[25]。

3.1 目标函数

绿色算力园区调度目标同时涉及购电成本、储能循环损耗、碳排放成本、弃风弃光惩罚、服务质量惩罚、电网峰值和爬坡惩罚。为避免不同量纲指标直接相加导致目标函数物理意义不清,将各项指标统一折算为人民币(元),建立综合优化目标

$$\min J = (1 - \beta)(C_{\text{grid}} + C_{\text{bat}} + C_{\text{carbon}} + C_{\text{cur}} + C_{\text{sla}} + C_{\text{ramp}} + C_{\text{peak}}) + \beta R_{\text{CVaR}, \alpha}(J_{\omega}), \quad (18)$$

式中: J 为综合目标函数值; β 为风险权重系数; C_{grid} 为外购电成本; C_{bat} 为储能循环损耗成本; C_{carbon} 为外购电碳排放成本; C_{cur} 为弃风弃光惩罚; C_{ramp} 为PCC购电功率爬坡惩罚; C_{peak} 为购电峰值惩罚; $R_{\text{CVaR}, \alpha}(J_{\omega})$ 为置信水平 α 下不确定场景 ω 的条件风险价值。

外购电成本为

$$C_{\text{grid}} = \sum_t P_{\text{grid}}(t) \pi(t) \Delta t. \quad (19)$$

储能循环损耗成本为

$$C_{\text{bat}} = c_{\text{bat}} \sum_t [P_{\text{ch}}(t) + P_{\text{dis}}(t)] \Delta t, \quad (20)$$

式中: c_{bat} 为储能系统充放单位电量折算成本。

外购电碳排放成本为

$$C_{\text{carbon}} = c_{\text{CO}_2} \sum_t P_{\text{grid}}(t) \kappa(t) \Delta t, \quad (21)$$

式中: c_{CO_2} 为单位碳排放成本。

弃风弃光惩罚为

$$C_{\text{cur}} = c_{\text{cur}} \sum_t P_{\text{cur}}(t) \Delta t, \quad (22)$$

式中: $P_{\text{cur}}(t)$ 为 t 时段的弃风弃光功率; c_{cur} 为单位弃电惩罚系数。

服务质量惩罚项为式(7)。面对不同风险约束场景与鲁棒性场景,PCC购电功率爬坡惩罚 C_{ramp} 和峰值惩罚 C_{peak} 分别为

$$C_{\text{ramp}} = \lambda_r \sum_t \xi_{r,s}(t), \quad (23)$$

$$C_{\text{peak}} = \lambda_p \max_t P_{\text{grid},s}(t), \quad (24)$$

$$\xi_{r,s}(t) = \max(|P_{\text{grid},s}(t) - P_{\text{grid},s}(t-1)| - R_{\text{max}}, 0), \quad (25)$$

$$C_{\text{peak},s} = \lambda_p \sum_s P_{\text{peak},s}, \quad (26)$$

式中: λ_r 和 λ_p 分别为爬坡惩罚系数和峰值惩罚系数; $\xi_{r,s}(t)$ 为场景 s 下 t 时段的PCC购电功率爬坡越限量; R_{max} 为允许的相邻时段购电功率最大变化量; $C_{\text{peak},s}$, $P_{\text{peak},s}$, $P_{\text{grid},s}(t)$ 分别为场景 s 下的PCC峰值功率惩罚成本、PCC峰值功率与 t 时段的外购电功率。

3.2 功率平衡与系统运行约束

任一调度时段内,园区源、网、荷、储之间应满足功率平衡约束为^[26-28]

$$P_w(t) + P_s(t) + P_{\text{grid}}(t) + P_{\text{dis}}(t) = L_{\text{park}}(t) + P_{\text{DC}}(t) + P_{\text{ch}}(t) + P_{\text{cur}}(t), \quad (27)$$

式中: $P_w(t)$, $P_s(t)$ 分别为风电、光伏功率; $L_{\text{park}}(t)$ 为园区常规负荷。式(27)左侧为电源侧和外部电网输入功率,右侧为输出功率。

仅设置日末电量相等约束,在风光实际出力与预测值出现偏差时,储能会为上述约束集中在调度周期末尾扎堆回充,挤占PCC剩余容量,同时和预设的调度任务截止时间要求相冲突^[29-30]。为此,在计划层设置调度周期初始时的电量 $E_b(0)$ 与调度周期末尾 T 时段的电量 $E_b(T)$ 相等,并增加逐时可达走廊。

$$\begin{cases} E_b(0) = E_b(T) \\ E_b(t) \geq E_b(T) - \sigma_E - r_E(T-t) \end{cases}, \quad (28)$$

式中: σ_E 为实时允许偏差,取 $0.50 \text{ MW} \cdot \text{h}$; r_E 为单个时段保守回充可达率,取 $0.45 \text{ MW} \cdot \text{h}$ 。

3.3 不确定性集合与风险约束

日前训练场景对风光、电价和外部电网碳排放因子分别施加相关平滑扰动,即

$$\begin{cases} P_r(t) = \hat{P}_r(t) + \varepsilon_r(t) \\ \pi(t) = \hat{\pi}(t) + \varepsilon_{\pi}(t), \\ \kappa(t) = \hat{\kappa}(t) + \varepsilon_{\kappa}(t) \end{cases}, \quad (29)$$

式中: $\hat{P}_r(t)$, $\hat{\pi}(t)$, $\hat{\kappa}(t)$ 分别为可再生能源出力、电价、碳排放因子的预测值; $\varepsilon_r(t)$, $\varepsilon_{\pi}(t)$, $\varepsilon_{\kappa}(t)$ 分别为可再生能源出力、电价、碳排放因子的预测误差。

离散样本CVaR通过辅助变量线性化可得

$$R_{\text{CVaR}} = s + \frac{1}{1 + \alpha} \sum_s p_s \xi_s, \quad (30)$$

式中: s 为风险价值(Value-at-Risk, VaR)阈值的优化变量; ξ_s 为场景 s 下系统损失超出VaR阈值的部分, $\xi_s \geq 0$ 且 $\xi_s \geq J_s - s$; J_s 为场景 s 下的系统运行成本; p_s 为场景 s 的发生概率。 s , ξ_s , J_s 均以元为单位。本文 $\alpha=0.95$,此时的CVaR记为CVaR95。日前风险方案采用40组训练场景,尾部由最不利的2组场景共同决定;评价阶段采用400组独立样本外场景;CVaR95由最不利20组场景平均得到,避免仅用2个样本估计尾部风险。

电价和碳排放因子的不确定性日内滚动更新同式(29)的 $\pi(t)$ 与 $\kappa(t)$ 。

3.4 三层求解模型

为兼顾全局经济性、预测修正能力和实时安全性,本文采用日前计划-日内滚动-实时修正3层求解框架,其约束功率平衡(式(1)~(2))、任务完成、储能装置SOC、PCC容量和爬坡等硬约束,但在预测信息、优化窗口和目标函数侧的重点上有所不同。

3.4.1 日前计划层

日前层以未来24 h(96个15 min)为优化范围。

计算任务功率、储能充/放电功率、二进制模式和电量轨迹在场景间共享,PCC购电、弃电、爬坡松弛和峰值按场景设置。

日前决策目标为

$$J_{DA} = \min_{u^{DA}} \sum_{t=1}^{96} C_t(\hat{P}_r(t), \hat{\pi}(t), \hat{\kappa}(t), u^{DA}) + \beta R_{CVaR, \alpha}(J_{\omega}) + \rho_{SOC} |S_{OC, 96} - S_{OC, 0}|, \quad (31)$$

式中: C_t 为时段 t 的系统运行成本; u^{DA} 为日前层决策变量, 包括任务执行功率、储能充放电功率和购电功率; ρ_{SOC} 为日末荷电状态偏差惩罚系数; $\rho_{SOC} |S_{OC, 96} - S_{OC, 0}|$ 用于约束初始 SOC 与日末 SOC 的偏离程度, 保证储能能在连续调度周期中的可持续运行。日前计划层强调全局经济性和风险裕度, 其结果作为日内滚动优化的基准计划。

3.4.2 日内滚动层

日内层用于修正日前预测误差。随着实际运行推进, 系统可以获得更新后的风光预测、负荷状态、碳排放因子和任务队列信息。日内层以滚动窗口方式运行, 本文每 4 h 滚动一次, 对未来窗口内的任务执行功率、储能功率和购电功率进行再优化。

日内层目标函数为

$$J_{ID} = \min_{u^{ID}} \sum_{\tau}^{N_{ID}-1} C_t(P_r^{upd}(t), \pi^{upd}(t), \kappa^{upd}(t), u^{ID}) + \rho_u \|u^{ID} - u^{DA}\|_1, \quad (32)$$

式中: τ 为当前滚动优化起始时刻; N_{ID} 为日内滚动窗口长度; $P_r^{upd}(t)$, $\pi^{upd}(t)$ 和 $\kappa^{upd}(t)$ 分别为更新后的新能源出力、电价和碳排放因子预测; u^{ID} 为日内层决策变量; ρ_u 计划偏差惩罚系数; $\rho_u \|u^{ID} - u^{DA}\|_1$ 为计划偏差惩罚项, 用于避免日内计划过度偏离日前计划。日内层强调预测更新和计划跟踪, 在保持调度连续性的同时提高实际运行适应性。

3.4.3 实时修正层

实时层以 15 min 为周期, 仅对当前时段调度指令进行快速校正。实时输入包括实际风光出力、实际负荷、当前 SOC、剩余任务能量和 PCC 功率状态。该层不再追求全时段全局最优, 而是优先保证当前时段安全可行。

实时层目标函数为

$$J_{RT} = \min_{u^{RT}} C_t \sum_{\tau}^{N_{RT}-1} C_t(P_r^{RT}(t), \pi^{RT}(t), \kappa^{RT}(t), u^{RT}) + \rho_g |P_{grid}(t) - P_{grid}^{ID}(t)| + \rho_q E_t^{unfin}, \quad (33)$$

式中: u^{RT} 为实时层在时段 t 需要优化的调度决策变量集合; $P_r^{RT}(t)$, $\pi^{RT}(t)$ 和 $\kappa^{RT}(t)$ 分别为实时新能源出力、电价和碳排放因子预测; ρ_g 为购电功率偏差惩罚系数; $P_{grid}^{ID}(t)$ 为日内层时段 t 的购电计划; ρ_q 为实时未完成任务惩罚系数。实时层的优先级为: 关键负

荷供电 > SOC 安全 > PCC 容量不超限 > 任务截止时间 > 经济性与低碳性。

当日内计划在当前实际状态下可行时, 实时层直接执行日内指令; 当出现风光出力偏差、SOC 接近边界或 PCC 功率超限风险时, 实时层依次修正柔性任务执行功率、储能充放电功率和外购电功率, 直至满足功率平衡和安全约束。

3.5 求解流程

日前-日内-实时 3 层求解模型的多时间尺度调度求解流程如图 3 所示。

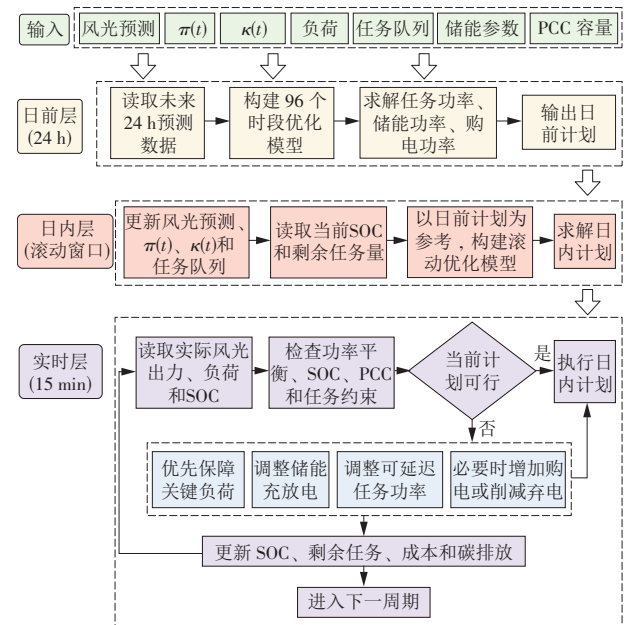


图 3 日前-日内-实时模型多时间尺度求解流程

Fig. 3 Day-ahead, intra-day and real-time model multi-timescale solution procedure

首先, 日前层读取未来 24 h 风光出力、电价、碳排放因子、园区负荷和任务队列的预测信息, 即求解式(18), 得到全日基准计划, 包括柔性任务执行功率、储能充放电计划、SOC 轨迹和购电功率计划。

其次, 日内层根据最新预测信息和当前运行状态进行滚动优化。每到一个滚动时刻 τ , 系统更新风光出力、电价、碳排放因子、储能 SOC 和剩余任务能量, 并以日前计划为参考求解式(32), 得到未来滚动窗口内的修正计划。

最后, 实时层在每个调度时段读取实际风光出力、关键负荷、任务队列和 SOC 状态, 检查当前日内计划是否满足功率平衡、任务完成、SOC 上/下限、充放电互斥、PCC 容量和爬坡约束。若约束满足, 则输出当前时段调度指令; 若约束不满足, 则按照“保障关键负荷、维持 SOC 安全、控制 PCC 功率、修正柔性任务”的顺序进行实时校正, 并将执行后的 SOC 和剩余任务量反馈给下一调度周期。

4 仿真分析

为验证所提方法,基于 Python 仿真程序构建典型日算例,时间步长为 15 min(24 h 共 96 个时段)。为辨识不同灵活性资源的独立贡献,设置 4 类递进

式方案:方案 1 采用固定算力负荷且不配置储能;方案 2 仅允许任务队列移位;方案 3 采用固定任务与储能优化方案;方案 4 同时考虑任务队列、储能、电价、碳排放因子、PUE 以及日前-日内-实时滚动修正。4 种方案的单日成本与核心指标见表 1。

表 1 4 类方案单日成本构成与核心指标

Table 1 Daily cost components and core indicators of the four schemes

方案	等值投资/ 元	运维成本/ 元	购电成本/ 元	碳交易 成本/元	弃电惩罚/ 元	PCC 交 互/元	运行成 本/元	综合成本/元	弃电率/%	可再生能源 利用率/%	碳排放 量/kg
1	25 980.00	2 433.55	10 287.55	869.37	490.39	487.09	14 567.94	40 547.94	9.92	90.08	17 387.31
2	25 980.00	2 436.91	5 370.00	464.69	191.98	266.03	8 729.60	34 709.60	3.88	96.12	9 293.76
3	33 080.00	2 978.05	5 192.56	436.57	154.19	744.25	9 505.62	42 585.62	3.12	96.88	8 731.36
4	33 080.00	2 776.14	2 195.18	208.44	0	449.67	5 629.43	38 709.43	0	100	4 168.76

4 类方案共用同一组 $P_r(t)$, $T(t)$, $P_{UE}(t)$, $\pi(t)$, $\kappa(t)$ 和任务队列输入(如图 4 所示),综合成本由典型日等值投资、运维、购能、碳交易、弃风弃光惩罚和可靠性惩罚组成^[31-32];其中投资成本按装机容量在典型日内计入 1 次。

4.1 新疆案例设置

以面向新疆风光基地的配套绿色算力园区为算例,采用可复现的参数化典型日数据而非单一场站的实测数据。风电装机为 12.00 MW,实际出力范围为 5.71~10.31 MW,日发电量为 179.26 MW·h;光伏装机为 11.00 MW,峰值为 10.83 MW,日发电量为 67.92 MW·h。风电夜间维持较高出力,光伏集中于白昼,用于构造新疆风光互补的高比例新能源运行场景。图 4 依次给出风光出力、电价与碳排放因子、温度与 PUE 以及任务可执行窗口。

园区算力设备装机 $P_{IT,max}$ 为 12.00 MW,其中关键 IT 负荷为 7.50 MW,柔性任务聚合功率上限 $P_{flex,max}$ 为 4.00 MW;储能额定容量为 20.00 MW·h,充放电功率均为 5.00 MW, $E_b(t)$ 的范围为 2.00~18.00 MW·h,双向效率均为 0.96;PCC 购电上限为 8.00 MW。风电、光伏和储能日等值投资系数分别取 1 100,780 和 355 元/(MW·h)。

4.2 仿真结果对比

4 种方案的任务完成率均为 100%,改进来自执行时刻和储能系统状态重构,而非削减计算工作量。相较于方案 1,方案 2 通过任务移位将购电量由 30.45 降至 16.20 MW·h,并把 PCC 峰值功率由 4.06 降至 2.22 MW,说明仅依靠任务窗口也可形成显著需求响应;方案 3 将购电量降至 14.99 MW·h,将弃电量降至 7.71 MW·h,但由于固定任务与日末储能恢复在晚间同时发生,其 PCC 峰值功率升至 5.36 MW。

方案 4 运行成本为 5 629.43 元,相较于方案 1

下降了 61.36%,其购电量、碳排放量和 PCC 峰值功率分别下降 76.23%,76.02% 和 13.25%;典型日风光电量全部被负荷或储能吸收,弃电率由方案 1 的 9.92% 降至 0,可再生能源利用率由方案 1 的 90.08% 提高至 100%。

计入等值投资后,方案 4 综合成本为 38 709.43 元,较方案 1 下降 4.53%,但比方案 2 高 11.52%。原因是 20 MW·h 的储能装置增加了日均 7 100 元的等值投资,而本节只考察单个典型日的运行情况。由此,方案 4 的优势主要体现在运行成本、碳排放量和新能源消纳,在全寿命周期内评估有无储能的方案取决于利用小时数、储能设备寿命、贴现率及辅助服务收益等参数。

4 类方案的 PCC 购电功率曲线如图 5 所示。方案 1 在夜间和晚高峰持续依赖外购电;方案 2 通过任务移位降低多数时段购电功率,但受无储能约束,在新能源低谷仍需较高购电功率;方案 3 能够跨时段搬移能量,却无法同步改变任务执行时刻;方案 4 联合调整任务与储能,使购电曲线在大部分时段保持最低,并将 PCC 峰值功率压降至 3.52 MW。

4.3 理论拓展与鲁棒性讨论

从理论上,柔性算力与储能对应 2 类不同的时间耦合资源:任务队列通过改变计算工作量的执行时刻实现负荷侧平移,储能通过 SOC 状态方程实现电能跨时段转移。二者联合后,可在新能源富余时段同时提高任务执行功率和储能充电功率,并在高价-高碳或 PCC 高峰时段降低非实时任务功率、释放储能,从而扩大可行调节域。当前算例采用固定的风、光、储和算力容量,因此投资系数主要改变成本核算和方案排序,并不改变时序调度;若进一步将容量设为决策变量,则可拓展为容量-运行联合规划模型。

为区分训练内拟合的与真正的风险表现,本文

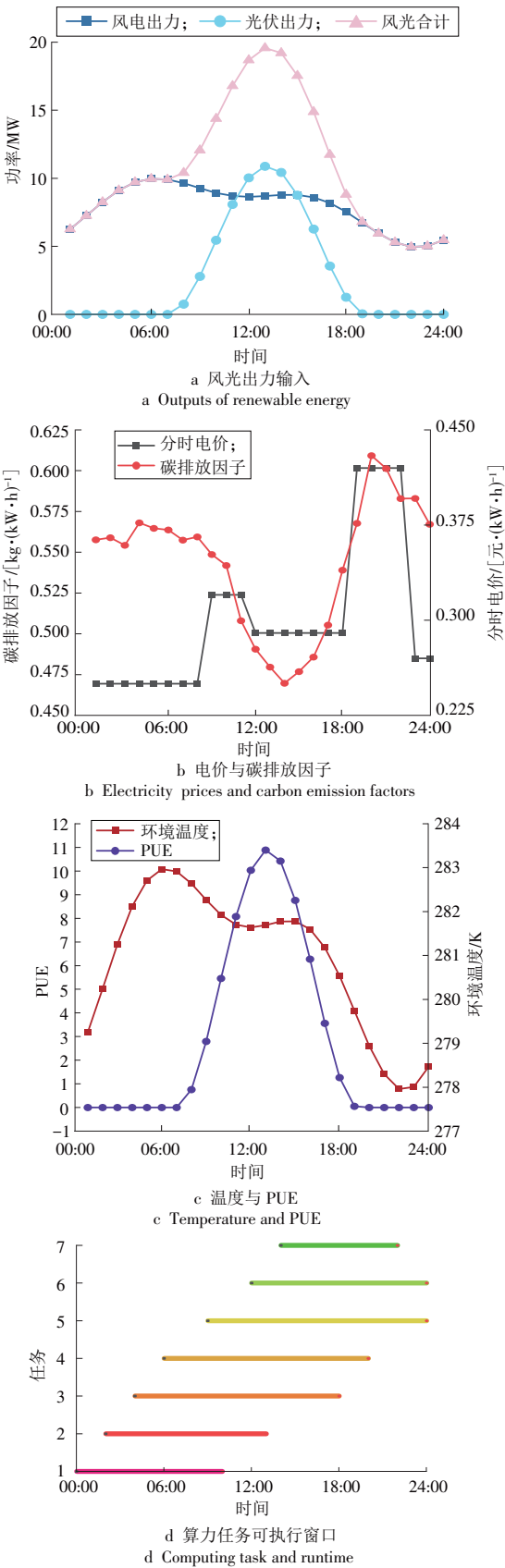


图 4 新疆风光基地配套绿色算力园区的典型日输入
Fig. 4 Xinjiang typical day inputs and flexible computing task queue

另外生成 400 组与训练场景随机种子独立的样本外风光、电价和碳排放因子场景。两种方法使用相同

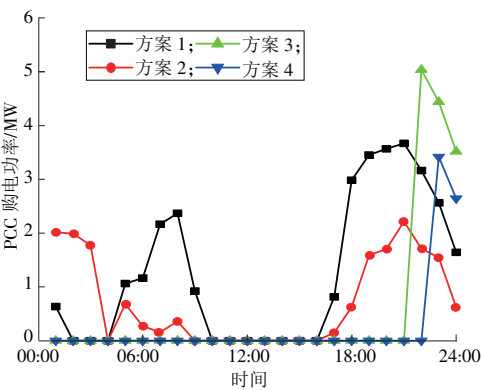


图 5 4 类方案综合性能对比
Fig. 5 Comprehensive performance of the four schemes

的任务、容量和实时当前时段储能补偿规则;确定性协同方法仅以中心预测求解;风险约束协同方法采用 40 组训练场景,在 $\beta=0.25$ 和 $\alpha=0.95$ 的条件下形成日前计划,5%尾部场景的风险指标见表 2,分布情况如图 6—7 所示。

表 2 400 组样本外场景风险指标

Table 2 Risk metrics of 400 out-of-sample scenarios

方法	日均运行成本/元	成本 CVaR95/元	碳排 CVaR95/kg	PCC 峰值功率 CVaR95/MW	最大峰值/MW
确定性协同	5 541.69	6 470.30	7 985.69	4.272	5.981
风险约束协同	5 457.61	6 365.54	7 701.97	4.200	6.042

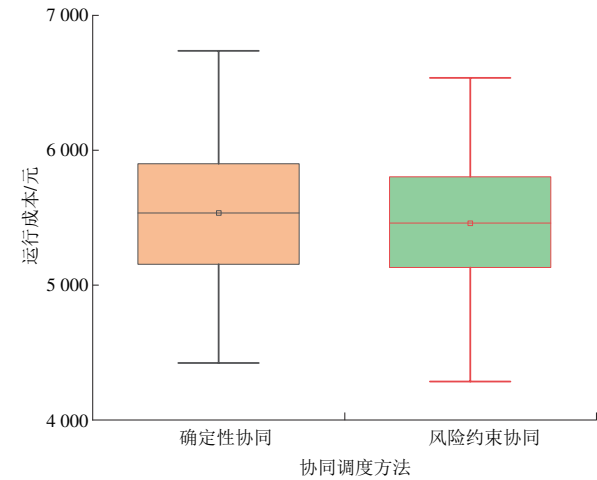


图 6 样本外日均运行成本分布
Fig. 6 Distribution of out-of-sample daily operational cost

风险约束协同方法的日均运行成本由 5 541.69 元降至 5 457.61 元,成本 CVaR95 由 6 470.30 元降至 6 365.54 元,降幅分别为 1.52% 和 1.62%。碳排 CVaR95 和 PCC 峰值 CVaR95 分别下降 3.55% 和 1.68%。这说明风险项并非事后统计,而是通过训练场景改变了任务与储能计划,降低了最不利 5% 场景的平均损失。

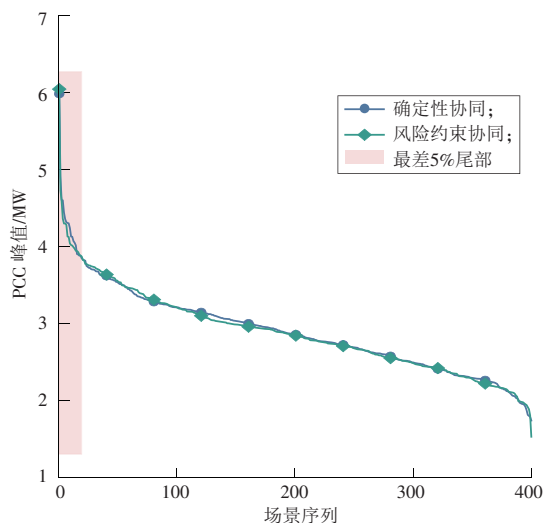


图7 峰值尾部分布

Fig. 7 Distribution of the tail portion of the peak

需要注意,风险方案的单个最大峰值为 6.042 MW,略高于确定性方案的 5.981 MW,增幅 1.02%。因此,结论仅限于 CVaR 尾部均值改善,不能扩展为每个极端样本均占优。两种方法在 400 组场景中的任务完成率均为 100%,这是任务能量守恒和截止前缀约束的可行性结果,不单独作为鲁棒性优越性的证据。

5 结论

本文建立了绿色算力园区多时间尺度低碳调度模型,并通过可执行代码统一了模型、约束和结果口径。主要结论如下。

(1)释放时刻、截止时刻、能量需求、单任务功率和聚合算力上限能够把柔性计算从任意平移负荷转化为可逐项验证的任务队列。未完成能量与任务守恒式相连,既避免了“硬完成约束与 SLA 惩罚同时存在”的冗余,也为极端不可行状态保留了可解释的软约束。

(2)在新疆参数化典型日中,多时间尺度风险协同方案相对固定任务无储能方案的运行成本、购电量、碳排放量和 PCC 峰值分别下降 61.36%, 76.23%, 76.02% 和 13.25%,并消除了典型日弃风弃光现象。任务完成率保持 100%,说明收益来自任务时间重排和储能搬移。

(3)计入等值投资后,方案 4 综合成本较基准下降 4.53%,但仍高于仅任务优化方案。运行成本与综合成本必须分开报告,不能用前者降幅替代后者。储能经济性需要在更长时间尺度上结合循环衰减和多元收益进行评价。

(4)400 组样本外场景表明,风险方案使成本、碳排和峰值 CVaR95 分别下降 1.62%, 3.55% 和

1.68%,但单一最大峰值略有上升。后续需采用新疆实际场站、园区任务日志、现货价格与电网碳排放因子校准,并开展跨季节和全寿命周期验证。

参考文献:

- [1] FAN X C, SUN J Q, ZHANG W W, et al. Modeling and simulation analysis of capacity optimization configuration for low-carbon energy systems in oxygen-enriched coal-fired power plants using wind power for oxygen production [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2026, 232: 116791.
- [2] 国家发展改革委,国家数据局,中央网信办,等.关于深入实施“东数西算”工程加快构建全国一体化算力网的实施意见(发改数据[2023]1779号)[EB/OL]. (2023-12-25)[2026-04-01]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content_6924596.htm.
- [3] 黄朝椿,罗以洪,孙金良.“东数西算”工程算力保障研究[J]. 贵州社会科学, 2024(1): 120-130.
HUANG Chaochun, LUO Yihong, SUN Jinliang. Research on the computing power guarantee of the "East Data, West Computing" project [J]. Guizhou Social Sciences, 2024 (1): 120-130.
- [4] 郭远游,叶玉瑶,王长建,等.“东数西算”战略背景下中国数据中心碳排放空间转移研究[J]. 地理科学, 2025, 45(3): 459-471.
GUO Yuanyou, YE Yuyao, WANG Changjian, et al. Spatial transfer of carbon emissions in China's data centers under background of "East Data and West Calculation" project [J]. Geographical Science, 2025, 45(3): 459-471.
- [5] 潘婷,许彦斌,王雨晴,等.考虑广义综合需求响应的综合能源系统调度优化[J]. 现代电力, 2025, 42(4): 630-639.
PAN Ting, XU Yanbin, WANG Yuqing, et al. Integrated energy system dispatch optimization considering generalized integrated demand response [J]. Modern Electric Power, 2025, 42(4): 630-639.
- [6] 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.
- [7] 吕佳伟,张沈习,程浩忠,等.集成数据中心的综合能源系统能量流-数据流协同规划综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5500-5521.
LYU Jiawei, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Review and prospect on coordinated planning of energy flow and workload flow in the integrated energy system

- containing data centers [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5500–5521.
- [8] 马晓燕, 穆云飞, 李树荣, 等. 数据中心综合能源系统优化运行研究综述[J]. 电力建设, 2022, 43(11): 1–13.
- MA Xiaoyan, MU Yunfei, LI Shurong, et al. Review on the optimal operation of integrated energy system in data center [J]. Electric Power Construction, 2022, 43(11): 1–13.
- [9] CHEN M, GAO C W, SONG M, et al. Internet data centers participating in demand response: A comprehensive review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 117: 109466.
- [10] VESA A V, CIOARA T, ANGHEL I, et al. Energy flexibility prediction for data center engagement in demand response programs[J]. Sustainability, 2020, 12(4): 1417.
- [11] LI B, CAO W Z, TANG T Y, et al. QoS-based bi-level demand response for data center to facilitate renewable energy integration[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2024, 19(5): 625–639.
- [12] YANG T, ZHAO Y J, PEN H B, et al. Data center holistic demand response algorithm to smooth microgrid tie-line power fluctuation [J]. Applied Energy, 2018, 231: 277–287.
- [13] DING Z H, XIE L Y, LU Y, et al. Emission-aware stochastic resource planning scheme for data center microgrid considering batch workload scheduling and risk management [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(6): 5599–5608.
- [14] RADOVANOVIĆ A, KONINGSTEIN R, SCHNEIDER I, et al. Carbon-aware computing for datacenters [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(2): 1270–1280.
- [15] WIESNER P, BEHNKE I, SCHEINERT D, et al. Let's wait a while: How temporal workload shifting can reduce carbon emissions in the cloud[C]//Proceedings of the 22nd International Middleware Conference. ACM, 2021.
- [16] XU H, FENG C, LI B C. Temperature aware workload management in geo-distributed datacenters [J]. ACM Sigmetrics Performance Evaluation Review, 2013, 41(1): 373–374.
- [17] LIU Z H, WIEMAN A, CHEN Y, et al. Data center demand response: Avoiding the coincident peak via workload shifting and local generation [J]. Performance Evaluation, 2013, 70(10): 770–791.
- [18] LIU W Y, YAN Y J, SUN Y M, et al. Online job scheduling scheme for low-carbon data center operation: an information and energy nexus perspective[J]. Applied Energy, 2023, 338: 120918.
- [19] GOIRI Í, HAQUE M E, LE K, et al. Matching renewable energy supply and demand in green datacenters [J]. Ad Hoc Networks, 2015, 25: 520–534.
- [20] 杨磊, 杨晖, 徐婧芳, 等. 数据中心液体冷却技术研究综述[J]. 化工学报, 2026, 77(4): 1667–1684.
- YANG Lei, YANG Hui, XU Jingfang, et al. Review of research on liquid cooling technology for data centers [J]. CIESC Journal, 2026, 77(4): 1667–1684.
- [21] 白章, 郝文杰, 李琦, 等. 基于全生命周期评价的风光制氢综合系统容量配置优化研究[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(10): 1–11.
- BAI Zhang, HAO Wenjie, LI Qi, et al. Capacity configuration optimization of wind-solar hydrogen production based on life cycle assessment [J]. Integrated Intelligent Energy, 2024, 46(10): 1–11.
- [22] 王鑫, 陈祖翠, 卞在平, 等. 基于粒子群优化算法的智慧微电网风光储容量优化配置[J]. 综合智慧能源, 2022, 44(6): 52–58.
- WANG Xin, CHEN Zucui, BIAN Zaiping, et al. Optimal allocation of a wind-PV-battery hybrid system in smart microgrid based on particle swarm optimization algorithm [J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(6): 52–58.
- [23] 姚芳, 杨晓娜, 葛磊蛟, 等. 风-光-氢能源系统容量优化配置研究[J]. 综合智慧能源, 2022, 44(5): 56–63.
- YAO Fang, YANG Xiaona, GE Leijiao, et al. Optimization of capacity allocation scheme for wind-solar-hydrogen energy system [J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(5): 56–63.
- [24] 乔力晖, 李明澈, 张睿, 等. 直流微网蓄电池-SMES混合储能系统容量配置方法[J]. 综合智慧能源, 2023, 45(9): 59–64.
- QIAO Lihui, LI Mingche, ZHANG Rui, et al. Capacity configuration method for a battery-SMES hybrid energy storage system in a DC microgrid [J]. Integrated Intelligent Energy, 2023, 45(9): 59–64.
- [25] 王海鸣, 张润之, 周家辉, 等. 离网式风光互补制氢合成绿氨系统容量配置优化分析[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(11): 73–82.
- WANG Haiming, ZHANG Runzhi, ZHOU Jiahui, et al. Optimal capacity configuration of off-grid wind-solar hybrid hydrogen production and green ammonia synthesis system [J]. Integrated Intelligent Energy, 2024, 46(11): 73–82.
- [26] 赵珍珍, 王维庆, 樊小朝, 等. 基于NSGA-II-PSO算法的微电网多目标优化运行模式[J]. 电源学报, 2023, 21(1): 118–125.
- ZHAO Zhenzhen, WANG Weiqing, FAN Xiaochao, et al. Multi-objective optimal operation mode of microgrid based on NSGA-II-PSO algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(1): 118–125.
- [27] LV Y, LI Z Y, DENG D, et al. Low-carbon dispatch of integrated energy systems considering solar thermal coupled combined heat and power units [J]. Energy Science & Engineering, 2025, 13(2): 562–581.

- [28]ZHANG N, YU S T. Carbon emission accounting method for enterprises considering green electricity and green certificate consumption [J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2026, 17(1): 19–30.
- [29]MEILUS E V, BROWN N R. Rapid nuclear energy deployment for powering predicted data center demands [J]. Nuclear Science and Engineering, 2026: 1–21.
- [30]WANG H Y, HUA W Q, PENG J Q, et al. Public sentiment analysis of data center energy consumption using social media data and large language models [J]. Energy and Buildings, 2025, 341: 115802.
- [31]ZHANG Y L, LIU J. Prediction of overall energy consumption of data centers in different locations [J]. Sensors, 2022, 22(10): 3704.
- [32]LIU Y, HANG C Z, HAN Y, et al. Capacity configuration and optimization of PV/T coupled gas turbine multi-energy cogeneration system for data center[J]. Energy, 2026, 342: 139552.

(本文责编:陆华)

收稿日期:2026-06-08;修回日期:2026-07-14
上网日期:2026-08-14;附录网址:www.iienergy.cn

作者简介:

张志豪(2003),男,硕士生,从事综合能源系统方面的研

究,107552504969@stu.xju.edu.cn;

樊小朝*(1979),男,教授,博士,从事综合能源系统、新能源发电技术、储能技术等方面的研究,fxc1979@xju.edu.cn;

王子龙(2003),男,硕士生,从事盐碱水电解制氢技术方面的研究,2117027726@qq.com;

史瑞静(1980),女,教授,博士,从事新能源发电、风力发电及储能技术等方面的研究,fxc0102@126.com;

孙剑桥(2003),男,硕士生,从事综合能源系统方面的研究,107552404976@stu.xju.edu.cn;

王维庆(1959),男,二级教授,硕士,从事大型风力发电机组关键零部件研制、整机智能控制与检测、电能转换、继电保护及并网送出技术等方面的研究,wwq59@xju.edu.cn;

何山(1974),男,教授,博士,从事可再生能源发电与并网、新能源制氢及综合能源、电力系统继电保护、非线性动力学分析与控制等方面的研究,2513041660@qq.com;

程志江(1979),男,教授,博士,从事可再生能源发电及控制、微电网与储能控制、电力电子装置及DSP嵌入式系统开发等方面的研究,czj010111@163.com;

程静(1980),女,教授,博士,从事新能源发电及其并网控制、电力系统优化调度等方面的研究,xjchengjing@xju.edu.cn;

王永真(1988),男,副教授,博士生导师,博士,从事综合智慧能源、数据中心算电协同、氢能动力系统、热力循环等方面的研究,wyz80hou@bit.edu.cn。

*为通信作者。