基于两阶段拉格朗日松弛–交替方向乘子法的多数据中心算电协同优化

孙亮[1]，杨世龙[1]，党翠[2]，张宗振[1]，曹鑫雨[1]，江守其[1]
（1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室（东北电力大学），吉林省吉林市 132012；
2. 国网江西省电力有限公司南昌供电分公司，南昌市 330096）

摘　要：【目的】随着“东数西算”推进，多数据中心（data centers，DC）用电需求与新能源出力的时空不匹配问题日益突出。针对现有研究对数据中心功率映射刻画不足、算力侧与电力侧协调机制不够完善的问题，本文提出一种基于两阶段拉格朗日松弛-交替方向乘子法（Lagrangian relaxation-alternating direction method of multipliers，LR-ADMM）的多数据中心工作负载时空迁移算电协同优化方法。【方法】首先，建立计及信息技术（information technology，IT）设备、辅助设备和制冷系统耦合关系的精细化数据中心功率模型，并在工作负载时空迁移模型中引入服务质量、网络时延和链路带宽约束。其次，构建以购电成本、碳成本、弃风弃光成本、迁移成本和服务质量损失成本最小为目标的协同优化模型。然后，设计两阶段LR-ADMM分解求解策略，先由交替方向乘子法获得算电协调初始点，再由拉格朗日松弛对带宽约束下的迁移方案进行细化。最后，以3个典型数据中心为算例进行验证。【结果】所提方法可使系统总成本降低14.10%，新能源消纳率由90.84%提升至97.09%，并在运行成本、服务质量和新能源消纳之间取得更优平衡。【结论】所提方法在所设计算例中获得了更低的总成本，并在服务质量代价与新能源消纳之间取得了更优平衡。

关键词：数据中心（DC）；工作负载时空迁移；算电协同；拉格朗日松弛-交替方向乘子法（LR-ADMM）；新能源消纳
中图分类号：TM73　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1000-7229（2026）11-0187-22
DOI：10.12204/j.issn.1000-7229.2026.11.014

Two-Stage Lagrangian Relaxation-Alternating Direction Method of Multipliers Based Computing-Power Coordinated Optimization for Multiple Data Centers

SUN Liang[1], YANG Shilong[1], DANG Cui[2], ZHANG Zongzhen[1], CAO Xinyu[1], JIANG Shouqi[1]
(1. State Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, Jilin Province, China; 2. Nanchang Power Supply Branch, State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330096, China)

ABSTRACT: [**Objective**] With the continuous advancement of the national "Eastern Data, Western Computing" strategy, the spatiotemporal mismatch between the power consumption demand of multiple data centers (DCs) and renewable energy generation has become increasingly prominent. To address the inadequate characterization of data center power mapping and the imperfect coordination mechanism between the computing and power sectors in existing studies, this paper proposes a computing-power collaborative optimization method based on a two-stage Lagrangian relaxation-alternating direction method of multipliers (LR-ADMM) for spatiotemporal workload migration of multiple data centers. [**Methods**] Firstly, a refined power consumption model for data centers is established by considering the coupling characteristics of information technology (IT) equipment, auxiliary equipment and cooling systems. Meanwhile, constraints of service quality, network latency and link bandwidth are incorporated into the spatiotemporal workload migration model. Secondly, a collaborative optimization model is constructed with the objective of minimizing the total cost, including power purchase cost, carbon emission cost, wind and solar power curtailment cost, workload migration cost, and service quality loss cost. Thirdly, a two-stage LR-ADMM decomposition and solution strategy is designed. Specifically, the alternating direction method of multipliers

基金项目：国家自然科学基金项目（52577089）

© Editorial Department of Electric Power Construction. OA under CC BY-NC-ND 4.0.

(ADMM) is adopted to obtain the initial feasible solution for computing-power coordination, and Lagrangian relaxation (LR) is further applied to refine the workload migration scheme under link bandwidth constraints. Finally, three typical data centers are taken as numerical examples to verify the effectiveness of the proposed method. [**Results**] The proposed method reduces the total system cost by 14.10% and increases the renewable energy accommodation rate from 90.84% to 97.09%, which achieves a superior trade-off among operational cost, service quality and renewable energy utilization. [**Conclusions**] The proposed method realizes lower total system cost in the numerical cases and achieves an optimal balance between service quality loss and renewable energy accommodation capability.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52577089).

KEYWORDS: data center (DC); spatiotemporal workload migration; computing-power coordination; Lagrangian relaxation-alternating direction method of multipliers (LR-ADMM); renewable energy accommodation

0 引 言

在大模型训练、生成式人工智能应用和“东数西算”工程叠加驱动下,数据中心(data centers,DC)已经从传统信息基础设施演化为兼具高能耗、高可靠性和可调节潜力的新型负荷,其运行方式正在直接影响区域电力供需平衡与绿色电力消纳格局[1-2]。2024年全球数据中心用电量约为415 TWh,占全球总用电量约1.5%,过去5年年均增速约12%,基准情景下2030年将增长至约945 TWh,数据中心电力需求已不宜再被视为边缘性负荷问题[1]。对我国而言,2024年全国数据生产量达到41.06 ZB,算力总规模达到280 EFLOPS,数字基础设施仍处于加速扩张阶段[3]。用电量的快速攀升与算力规模的持续扩张共同表明,数据中心已不能再被视为边缘性负荷,其能耗特征正在从“被动响应”向“主动可调”演化,这为多数据中心层面的算电协同优化提供了客观需求和潜在调节空间。

截至2024年9月底,我国在用算力中心已超过880万标准机架,国家枢纽节点间直达链路带宽达到923 Tbit/s,跨区域算力调度与网络协同条件已显著改善。与此同时,2023年全国数据中心用电量已达1500亿kWh,同比增长15.4%,约占全社会用电量的1.6%,其增长斜率明显高于全社会用电量增速[4]。这一供需关系表明,数据中心负荷已不仅是一个用电量持续增长的问题,更是一个时空分布与新能源出力是否匹配的问题。在此背景下,相关政策层面已从“单体节能”转向“算力布局-网络联通-绿电配置-电网协同”的系统治理,预计到2025年底,国家枢纽节点新建数据中心绿电占比将超过80%,新建及改扩建大型和超大型数据中心电能利用效率(power usage effectiveness,PUE)降至1.25以内[5]。上述物理基础、能耗压力与政策导向共同表明,多数据中心如何在时、空2个维度上响应电力系统供需波动,已成为兼具工程紧迫性与研究价值的关键问题,也是本文展开建模与求解研究的现实出发点。

一方面,围绕数据中心工作负载时空迁移及其能源协同问题,国内外学者已开展了大量研究。文献[6]从互联网数据中心负荷时空可转移特性出发,构建了负荷时空可行域及协同优化研究架构,研究表明时间可迁移性与空间可迁移性并非经验性假设,而是可以被严格建模和刻画的柔性属性。文献[7]从数据中心执行侧能耗机理入手,指出服务器开机状态、信息技术(information technology,IT)设备、辅助设备与制冷系统共同决定实际用电曲线,因此执行侧功率不能被简单等效为负载量的线性函数。文献[8-13]进一步从碳中和调控、真正清洁计算、可再生能源消纳以及站址-负载联合优化等角度表明,只有将时间迁移与空间迁移统一考虑,数据中心负荷的低碳价值和调节价值才能得到更充分释放。

另一方面,随着数据中心与电力系统耦合程度加深,研究视角也由单纯任务编排逐步扩展到任务、设备、网络和电网的联合协调。文献[14-18]分别从交通-数据-电力网络协同、负载响应特性、共享储能、算电双向协同以及多元灵活资源激发等角度,论证了数据中心作为系统级柔性资源参与电力系统优化的可行性。文献[19-21]从两阶段源荷协同调度、微网群分布式优化以及多区域能源站协同规划等方面,进一步拓展了数据中心柔性接入综合能源系统优化的研究边界。文献[22-27]将电-热-水耦合、自然冷源利用、隐私保护、综合电-热-算系统以及不确定性条件下的时空负载管理等因素纳入研究框架,推动多数据中心协同优化问题向多网络、多时间尺度和多物理约束耦合方向演进。

在上述研究基础上,国内学者进一步从配电网协同、多时间尺度调度、综合能源管理与智能优化等维度拓展了相关研究。文献[28]将数据中心与储能共同纳入主动配电网经济调度,表明二者协同参与配电网优化具有良好的经济调节潜力;文献[29]计及数据中心负载特性开展多时间尺度优化调度,揭

示了不同时间尺度下负荷响应与能量管理的协调需求。针对新能源高比例接入条件下的电网运行问题，文献[30]研究了基于多站融合的新能源电站协调电压控制，为算电协同中新能源侧电压安全约束的考虑提供了参考。文献[31]系统综述了数据-模型混合驱动的数据中心综合能源系统优化调度方法，指出机理模型与运行数据融合是提高调度精度和适应性的重要途径；文献[32]基于多智能体近端策略网络提出数据中心双层优化调度方法，拓展了分层协调与智能决策的求解思路；文献[33]从全直流供电系统构建及综合评价角度分析了数据中心供电架构，为提高供电效率和系统能效提供了依据。总体而言，现有研究已覆盖主动配电网经济调度、多时间尺度协调、新能源电压控制、综合能源管理、智能优化及供电架构等方面，但对多数据中心工作负载时空迁移、设备侧精细功率映射、网络带宽约束与算电一致性约束的统一建模和分布式求解仍有待深入。

综合上述研究可以看出，现有文献已经在工作负载时空迁移建模、数据中心能耗刻画以及算电耦合协调等方面取得了系统性进展，但其侧重点仍存在三方面共性局限：一是文献[6-13]多采用固定PUE折算数据中心总功率，难以反映制冷功率随室外温湿度与负载率变化的时变特性，在温湿度差异显著的跨区域场景下功率映射偏差较大；二是文献[14-21]虽然从负载响应、储能配置、源荷协同等角度强化了算电耦合，但跨数据中心迁移所必需的网络时延、合规与链路带宽约束往往作为外部条件单独处理，未与设备侧功率约束、电力网络约束在统一优化模型中协同建模；三是文献[22-27]在不确定性、隐私保护和多能源耦合等方向已采用集中式优化或单一分解算法，但集中式求解需将各主体信息集中于单一优化实体，在算力方与电网方分属不同主体、信息难以共享的场景下适用性受限，单一分解方法在带宽竞争与算电一致性两类异质耦合并存时也难以兼顾求解效率与可解释性。

相较于现有研究，本文的贡献主要体现在2个方面：一是建立工作负载时空分配、服务器运行状态以及IT设备、辅助设备和制冷设备功率到电力节点需求的统一映射，使任务执行位置、执行时段和环境条件能够共同影响数据中心总功率；二是针对链路带宽约束与算电功率一致性约束共同作用于迁移变量的问题，提出两阶段拉格朗日松弛-交替方向乘子法（Lagrangian relaxation-alternating direction method of multipliers，LR-ADMM）。第一阶段利用ADMM优先协调任务侧与电力侧的功率一致性，第二阶段在保留一致性协调项的基础上引入带宽乘子，对迁移方案进行进一步调整。因此，所提方法并非LR与ADMM的简单顺序组合。

针对上述问题，本文面向“任务-设备-网络-电网”全链条，构建计及设备侧功率约束与网络带宽约束的工作负载时空迁移算电协同优化模型，并设计两阶段LR-ADMM求解框架。本文的主要工作包括：

1）建立计及IT设备、辅助设备和制冷系统耦合关系的数据中心精细化功率模型。相较固定PUE折算模型，将IT、辅助、制冷3类功率分项映射为节点功率需求，并在制冷功率中显式引入室外温度、湿度与热负荷，使功率映射能够反映不同地区与时段的差异。其中辅助功率采用与IT功率线性相关的常规聚合表达。

2）构建以购电成本、碳成本、迁移成本、服务质量（quality of service，QoS）损失成本和弃风弃光成本为目标的算电协同优化模型。

3）针对算电一致性等式约束与带宽占用不等式约束同时作用于迁移变量、单一分解难以兼顾的问题，提出两阶段LR-ADMM方法。第一阶段由ADMM协调算电一致性，第二阶段保留一致性协调项并引入带宽乘子，求解兼顾两类约束的联合子问题。

4）以“东数西算”三节点系统为例，对不同迁移维度和不同求解算法的运行效果进行分析。

1　多数据中心算电协同总体架构

为直观展示本文所研究问题中任务侧、设备侧、网络侧与电力侧之间的耦合关系，本文构建多DC工作负载时空迁移算电协同总体架构，如图1所示。

该架构由算力侧子模型与电力侧子模型两大模块组成，并以LR-ADMM协调机制为核心：算力侧依据时空可迁移性将刚性、空间柔性、时间柔性与时空双柔性4类工作负载分配至各数据中心，并由设备侧功率模型将任务量映射为IT、辅助、制冷3类功率；电力侧结合风光出力、电价、碳价等输入信号，承接各DC的总功率需求并完成新能源消纳与购电调度。两侧以反映节点功率需求的一致性变量和反映跨DC迁移流量的带宽拉格朗日乘子作为耦合纽带，由LR-ADMM协调机制实现“算力-电力”双侧的统一求解。

2　考虑时空分布的数据中心模型

本章面向“任务量-设备功率”这一映射关系，建立计及时空迁移特性的数据中心模型。其中，2.1节从时间可移性与空间可移性2个维度刻画工作负载，建立任务在不同DC与不同时段间的时空联合可行

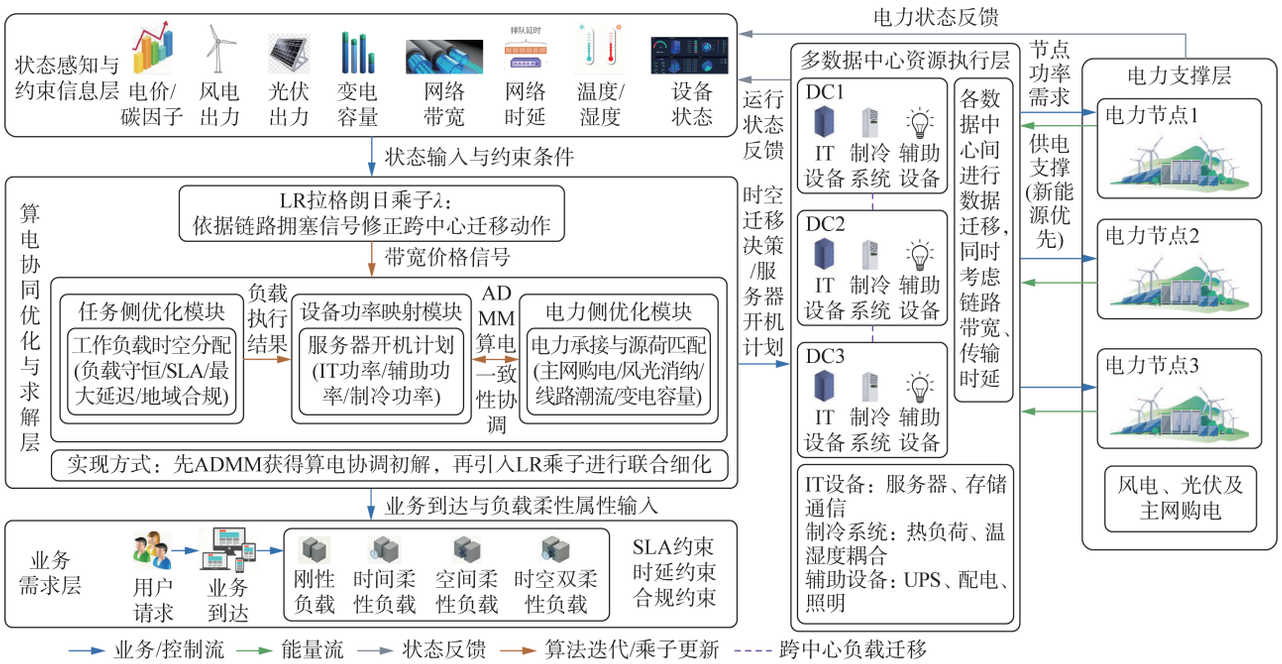


图 1　多数据中心工作负载时空迁移算电协同架构

Fig. 1　Computing-power collaborative architecture for spatiotemporal workload migration across multiple data centers

域和迁移流量描述；2.2 节在 2.1 节给出的执行负载基础上，进一步建立 IT 设备、辅助设备与制冷设备耦合的精细化功率模型，将任务量映射为各 DC 在各时段的总功率。两小节由“任务量”这一共享变量贯通，共同为第 3 章节点功率平衡与算电协同优化目标提供输入。

本文考虑由同一运营商在不同地区建立的多个 DC 联合承接和分配任务负载。各 DC 内部能耗主要由 IT 设备、制冷设备以及其他辅助设备组成，其中 IT 设备又可进一步细分为存储通信设备与服务器。DC 内部能耗构成如图 2 所示。与直接采用固定 PUE 估算数据中心总功率不同，本文将工作负载执行结果进一步映射至服务器开机状态、IT 功率、辅助功率和制冷功率，以刻画时空迁移对数据中心实际能耗的影响。

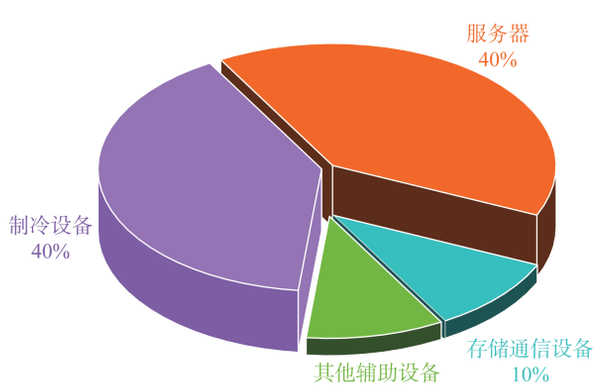


图 2　DC 内部能耗构成

Fig. 2　Energy consumption breakdown within a data center

2.1　工作负载时空分配模型

为更细致地刻画出 DC 参与需求响应和能耗优化的灵活性，本文从时间可移性与空间可移性 2 个维度对工作负载进行分类。时间可移性主要反映计算任务在满足服务等级协议（service level agreement，SLA）前提下的延迟执行能力，可将工作负载分为延时敏感性负载与延时容忍性负载[34]。延时敏感性负载要求负载到达之后立即处理，延时容忍性负载则允许负载在一定时间窗口内推迟执行。空间可移性则反映计算任务在保证数据安全、地域合规和用户体验前提下跨站点执行的能力。

设 DC 集合为 $\mathcal{I}$，电力节点集合为 $\mathcal{N}$，时段集合为 $\mathcal{T}$，业务类型集合为 $\mathcal{K}$。考虑到用户请求在时限要求和地域约束上的差异，本文将工作负载划分为刚性负载、仅时间可迁移负载、仅空间可迁移负载和时空双柔性负载 4 类。

多数据中心工作负载调度中，负载守恒、可延迟执行窗口、跨站点可执行集合以及链路带宽约束，是刻画计算任务时空可迁移性的常用建模要素。近年研究已分别从多数据中心时空协同调度以及带宽费用与电力费用联合优化的角度，对上述问题进行了建模[35-36]。在此基础上，本文结合不同业务类型的服务等级协议、地域合规性和网络可达性要求，构建式（1）—（8）所示的工作负载时空分配模型。其中，式（1）、（2）、（4）、（6）、（7）是对已有负载分配、时间窗口、空间可行性和链路容量建模思想的场景化表达；式（3）的分段线性延迟惩罚函数、式（5）的时空联合

可行域以及式(8)的执行侧负载汇总关系，是本文结合所研究问题给出的具体定义和构建形式。

定义决策变量 $x_{i,t,k}^{j,\tau} \geqslant 0$，表示数据中心 i 在时段 t 到达的 k 类工作负载被分配到数据中心 j 并在时段 τ 执行的工作量。这个变量同时刻画时间迁移与空间迁移，即当 $j \neq i$ 时发生空间迁移，当 $\tau > t$ 时发生时间迁移。

为保证到达负载被完整分配且无重复执行，需满足如下负载守恒约束：

$$\sum_{j \in \Omega_{i,t}^k} \sum_{\tau \in \Gamma_{i,t}^k} x_{i,t,k}^{j,\tau} = \omega_{i,t,k}, \quad \forall i, t, k \tag{1}$$

式中：$\omega_{i,t,k}$ 为数据中心 i 在时段 t 到达的第 k 类工作负载；$\Omega_{i,t}^k$、$\Gamma_{i,t}^k$ 分别为第 k 类任务在空间和时间上的可执行集合。

1)时间迁移机制。

对于存在时间可移性的负载，其可执行时段集合为：

$$\Gamma_{i,t}^k = \left\{ \tau \middle| t \leqslant \tau \leqslant \min\left(t + T_{i,t,k}^{\max}, T\right) \right\} \tag{2}$$

式中：$T_{i,t,k}^{\max}$ 表示最大可延迟时长。

当任务被延后执行时，将产生服务质量损失。为兼顾工程可解释性与求解可实现性，本文采用分段线性惩罚函数近似描述延迟带来的补偿成本，则时间迁移惩罚函数 $\phi_k(\cdot)$ 为：

$$\phi_k(\tau - t) = \begin{cases} 0, & \tau = t \\ \beta_k^{\text{base}}(\tau - t), & 0 < \tau - t \leqslant T_k^{\text{pref}} \\ \beta_k^{\text{base}} T_k^{\text{pref}} + \beta_k^{\text{extra}}\left[(\tau - t) - T_k^{\text{pref}}\right], & \tau - t > T_k^{\text{pref}} \end{cases} \tag{3}$$

式中：β_k^{base}、β_k^{extra} 分别表示基础延迟惩罚系数和超偏好窗口后的附加惩罚系数；T_k^{pref} 表示优选延迟窗口。需要说明的是，下文目标函数中的服务质量损失成本直接由式(3)所定义的分段线性惩罚函数累加得到，本文不再额外设置与式(3)并列的独立线性时间偏移惩罚项，以保证任务侧时间迁移建模与系统层优化目标保持一致。式(3)所采用的分段点设置以及基础延迟惩罚与超偏好窗口附加惩罚的组合形式，是本文针对不同业务延迟容忍特性构建的具体表达。

2)空间迁移机制。

对于存在空间可移性的负载，其可执行 DC 集合为：

$$\Omega_{i,t}^k = \left\{ j \middle| \delta_{ij} \leqslant \delta_{i,t,k}^{\max}, \boldsymbol{\chi}_{ij} = \mathbf{1} \right\} \tag{4}$$

式中：δ_{ij} 表示数据中心 i 与 j 之间的网络时延；$\delta_{i,t,k}^{\max}$ 表示第 k 类任务可容忍的最大网络时延；$\boldsymbol{\chi}_{ij}$ 表示合规性矩阵。当 $j \notin \Omega_{i,t}^k$ 时，表示该任务不能迁移至数据中心 j 执行。式(4)中的网络时延约束主要用于刻画跨数据中心空间迁移路径的可行性，表示源数据中心与目标数据中心之间的网络时延不得超过该类任务可容忍的最大网络时延阈值。该约束反映的是跨中心迁移时的网络层时延限制，并非单个用户请求的端到端响应时延约束。

3)时空联合迁移可行域与带宽约束。

综合时间迁移和空间迁移，任务的时空联合可行域为：

$$(j, \tau) \in \Omega_{i,t}^k \times \Gamma_{i,t}^k \tag{5}$$

由于跨数据中心迁移会占用网络带宽，本文进一步考虑链路带宽约束。为便于建模，本文假设单次任务迁移可在一个调度时段内完成，因此迁移流量占用到达时段链路带宽。若考虑跨时段传输过程，可在后续研究中进一步扩展。链路 (i, j) 在时段 t 的迁移流量为：

$$F_{ij,t} = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{\tau \in \mathcal{T}} d_k x_{i,t,k}^{j,\tau}, \quad i \neq j \tag{6}$$

式中：$F_{ij,t}$ 表示从源数据中心 i 发往目标数据中心 j 的聚合迁移流量；d_k 表示单位第 k 类负载对应的数据传输量。

定义链路带宽上限为 $\bar{B}_{ij,t}$，单个时段长度为 Δt，则有：

$$F_{ij,t} \leqslant \bar{B}_{ij,t} \Delta t, \quad \forall i \neq j, t \tag{7}$$

由上述分析，执行侧在数据中心 j、时段 τ 的总负载 $L_{j,\tau}$ 为：

$$L_{j,\tau} = \sum_{i \in \mathcal{I}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{i,t,k}^{j,\tau} \tag{8}$$

2.2　数据中心设备侧功率模型

现有研究中常使用 PUE 衡量数据中心能效水平。相比直接以 IT 功率与固定 PUE 的乘积估算总功率，本文分别建立 IT 设备、辅助设备和制冷设备功率模型，以更细致地反映不同环境条件和设备运行状态下的数据中心能耗差异。需要说明的是，数据中心内部热过程具有较强非线性；为兼顾工程真实性与优化可求解性，本文对部分物理关系采用优化友好的线性化近似。由于工作负载迁移并不只改变 IT 侧计算负荷，还会通过开机服务器数量、不间断电源(uninterruptible power supply，UPS)及配电损耗、冷热通道热负荷以及外部温湿度条件共同影响 DC 总功率。因此，本文依次建立 IT 设备、辅助设备和制冷设备功率模型，并在此基础上得到各数据中心在不同时段的总功率。

1)IT 设备。

将数据中心 j 在时段 t 的开机服务器数量定义为 $n_{j,t}$，则 IT 设备功率 $P_{j,\tau}^{\text{IT}}$ 为：

$$P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} = \alpha_j^{\mathrm{IT}} L_{j,\tau} + P_j^{\mathrm{idle}} n_{j,\tau} \tag{9}$$

$$\frac{L_{j,\tau}}{C_j} \leqslant n_{j,\tau} \leqslant N_j^{\max},\ n_{j,\tau} \in \mathbf{Z}_+ \tag{10}$$

式中：α_j^{IT}为单位负载对应的动态IT功率系数；P_j^{idle}为单台服务器的空载功率；$N_j^{\max}$为服务器最大可开机数量；C_j为单台服务器的服务能力。上述关系表明，随着执行负载增加，IT功率将相应上升；同时，只要服务器保持开机，即使处于低负载状态，也会产生基础能耗。此外，式(10)中的单组服务能力用于在调度尺度下约束数据中心的宏观任务承接能力，保证分配到各数据中心的执行负载不超过其可用计算资源容量，该参数并非排队论模型中的服务率。本文研究重点为小时级多数据中心算电协同调度，主要关注工作负载在不同数据中心和不同时段之间的分配及其对功率需求、新能源消纳和系统成本的影响。

2）辅助设备。

除IT设备外，DC还存在UPS、配电链路、照明、监控及安防等辅助设备耗电，为便于优化求解，将该部分能耗定义为：

$$P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}} = a_j^{\mathrm{aux}} P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} + b_j^{\mathrm{aux}} \tag{11}$$

$$\begin{cases} P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}} = P_{j,\tau}^{\mathrm{UPS}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{dist}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{fix}} \\ P_{j,\tau}^{\mathrm{UPS}} = \left(\dfrac{1}{\eta_{j,\tau}^{\mathrm{UPS}}} - 1\right) P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} \\ P_{j,\tau}^{\mathrm{dist}} = \gamma_{j,\tau}^{\mathrm{dist}} P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} \\ P_{j,\tau}^{\mathrm{fix}} = P_{j,\tau}^{\mathrm{light}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{ctrl}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{sec}} \end{cases} \tag{12}$$

式中：α_j^{aux}、b_j^{aux}分别为辅助设备与IT功率之间的线性耦合系数和固定基值；$P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{UPS}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{dist}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{fix}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{light}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{ctrl}}$、$P_{j,\tau}^{\mathrm{sec}}$分别为数据中心$j$在时段$\tau$的辅助设备功率、UPS功率、配电链路功率、固定设备功率、照明功率、监控控制功率以及安防功率；$\eta_{j,\tau}^{\mathrm{UPS}}$为数据中心$j$在时段$\tau$的UPS效率；$\gamma_{j,\tau}^{\mathrm{dist}}$为数据中心$j$配电链路损耗系数。其中，式(11)为优化模型实际采用的表达，式(12)仅说明辅助功率的物理构成。式(12)中随IT负载线性变化的UPS转换损耗与配电损耗已折算入α_j^{aux}，照明、监控、安防等固定部分已折算入b_j^{aux}。优化求解中不单独代入式(12)，两式不存在重复计价。本文面向小时级调度，不追踪UPS与配电的瞬时效率曲线，仅保留其聚合贡献。

3）制冷设备。

考虑到制冷系统会同时受到热负荷以及外部环境影响，其制冷功率$P_{j,\tau}^{\mathrm{cool}}$为：

$$P_{j,\tau}^{\mathrm{cool}} = a_{j,0}^{\mathrm{cool}} + a_{j,1}^{\mathrm{cool}} Q_{j,\tau}^{\mathrm{cool}} + a_{j,2}^{\mathrm{cool}} T_{j,\tau}^{\mathrm{out}} + a_{j,3}^{\mathrm{cool}} H_{j,\tau}^{\mathrm{out}} \tag{13}$$

$$Q_{j,\tau}^{\mathrm{cool}} = \eta_j^{\mathrm{IT}} P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} + \eta_j^{\mathrm{aux}} P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}} + Q_j^{\mathrm{bg}} \tag{14}$$

式中：$Q_{j,\tau}^{\mathrm{cool}}$为需要被带走的热负荷；$\eta_j^{\mathrm{IT}}$、$\eta_j^{\mathrm{aux}}$分别为IT设备、辅助设备对冷却负荷的贡献系数；$Q_j^{\mathrm{bg}}$为背景热负荷；$T_{j,\tau}^{\mathrm{out}}$、$H_{j,\tau}^{\mathrm{out}}$分别为室外温度、湿度；$a_{j,0}^{\mathrm{cool}}$、$a_{j,1}^{\mathrm{cool}}$、$a_{j,2}^{\mathrm{cool}}$、$a_{j,3}^{\mathrm{cool}}$均为数据中心$j$制冷功率线性化模型参数。

式(13)和(14)并未完全还原复杂热过程，而是以优化可处理的形式近似刻画热负荷、温度和湿度对制冷功率的共同影响。因此，即使IT负载相同，若任务发生在高温高湿时段，对应制冷功率也可能更高。其中，IT功率、辅助功率与制冷功率三者能量边界互不重叠：辅助设备发热已通过$\eta_j^{\mathrm{aux}} P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}}$项计入冷却热负荷$Q_{j,\tau}^{\mathrm{cool}}$，制冷功率仅对应冷却系统自身能耗、不再重复计入辅助功率，三者相加即为数据中心总功率。

由上述分析可得，数据中心j在时段t的总功率$P_{j,\tau}^{\mathrm{DC}}$为：

$$P_{j,\tau}^{\mathrm{DC}} = P_{j,\tau}^{\mathrm{IT}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{aux}} + P_{j,\tau}^{\mathrm{cool}} \tag{15}$$

3 算电协同优化调度策略

3.1 目标函数

为在满足业务服务约束、电网安全约束以及新能源优先消纳要求的前提下，实现多DC时空协同调度的整体运行最优，本文在系统层构建综合优化目标。系统总成本C^{sys}由购电成本、碳成本、弃风弃光成本、工作负载迁移成本和服务质量损失成本构成。多数据中心低碳经济调度通常需要综合考虑电能费用、碳排放、新能源消纳和负载转移代价[37-38]。在此基础上，本文面向“任务-设备-网络-电网”全链条耦合场景，将购电成本、碳成本、弃风弃光成本、工作负载迁移成本和服务质量损失成本统一纳入系统目标函数。其中，式(17)—(20)分别为购电、碳排放、新能源弃电和跨中心迁移等已有成本建模思想在本文场景中的具体化表达；式(21)将空间迁移损失与式(3)定义的分段线性时间迁移惩罚统一计入，是本文构建的服务质量损失成本函数。

因此，系统层综合目标函数为：

$$\min C^{\mathrm{sys}} = C^{\mathrm{elec}} + C^{\mathrm{carbon}} + C^{\mathrm{cur}} + C^{\mathrm{mig}} + C^{\mathrm{qos}} \tag{16}$$

式中：C^{elec}为购电成本；C^{carbon}为碳成本；C^{curt}为弃风弃光成本；C^{mig}为迁移成本；C^{qos}为服务质量损失成本。

$$C^{\mathrm{elec}} = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{\tau \in \mathcal{T}} \lambda_{n,\tau}^{\mathrm{elec}} P_{n,\tau}^{\mathrm{grid}} \Delta t \tag{17}$$

$$C^{\mathrm{carbon}} = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{\tau \in \mathcal{T}} \lambda^{\mathrm{CO_2}} \mu_n P_{n,\tau}^{\mathrm{grid}} \Delta t \tag{18}$$

$$C^{\mathrm{cur}} = \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{\tau \in \mathcal{T}} (\gamma^{\mathrm{w}} P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,w}} \Delta t + \gamma^{\mathrm{pv}} P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,pv}} \Delta t) \tag{19}$$

$$C^{\mathrm{mig}} = \sum_{i,t,k} \sum_{j \neq i} \sum_{\tau} (c^{\mathrm{net}} + \xi^{\mathrm{mig}}) d_k x_{i,t,k}^{j,\tau} \tag{20}$$

式中：$\lambda_{n,\tau}^{\mathrm{elec}}$为分时电价；$\lambda^{\mathrm{CO_2}}$为单位碳价；$\mu_n$为节点碳排放因子；$\gamma^{\mathrm{w}}$、$\gamma^{\mathrm{pv}}$分别为弃风、弃光惩罚系数；$c^{\mathrm{net}}$、$\xi^{\mathrm{mig}}$

为单位迁移成本系数；$P_{n,\tau}^{\mathrm{grid}}$ 为节点向主网购电功率；$P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,w}}$、$P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,pv}}$ 分别为弃风、弃光功率；Δt 为单个调度时段长度。

为保证任务侧建模与系统层目标一致，服务质量损失成本应直接由式(3)定义的分段线性惩罚函数累加得到，即：

$$C^{\mathrm{qos}}=\sum_{i,t,k}\sum_{j,\tau}[\beta_k^{\mathrm{space}}\cdot 1(j\neq i)+\phi_k(\tau-t)]x_{i,t,k}^{j,\tau} \tag{21}$$

式中：β_k^{space}、ϕ_k 分别为空间迁移和时间迁移引起的QoS损失系数；$1(j\neq i)$为指示函数。式(21)中的时间迁移惩罚函数即为式(3)所给出的分段线性补偿函数，已同时包含基础延迟惩罚和超偏好窗口后的附加惩罚。因此，本文不再额外引入与式(3)并列的独立线性时间偏移损失项，以避免重复计费或任务侧建模与系统层目标不一致。

需说明的是，本文的服务质量损失成本仅刻画调度层的时间偏移损失与空间迁移损失，用于约束时空迁移的幅度，并非对端到端服务质量的完整建模，未考虑任务排队、处理时长、截止期限、抢占与任务依赖。该建模适用于延迟容忍型批处理任务（如离线数据分析、批量训练、日志处理等）；对截止期限严格、存在抢占或依赖关系的在线交互型任务，本文以刚性负载近似处理、不参与迁移。其中，购电成本与碳成本共同驱动负载在时间和空间2个维度向低电价、低碳强度位置迁移；迁移成本与服务质量损失成本共同约束时间迁移和空间迁移的幅度；而弃风弃光成本则通过显式引入新能源未被利用的机会成本，强化风电和光伏资源的优先吸收。由任务调度结果诱导的数据中心IT功率需求通过式(9)—(15)映射至电力侧，并进一步影响购电成本、碳成本和弃风弃光成本。

3.2　约束条件

1)算力中心侧约束。

由于本文同时考虑时间迁移与空间迁移，因此 $x_{i,t,k}^{j,\tau}$ 是刻画时空联合调度的核心决策变量。为保证调度结果在业务侧、设备侧和网络侧均可实施，需要满足以下约束。

首先，任一到达负载都必须被完整分配，既不能丢失，也不能重复计算，因此有负载守恒约束：

$$\sum_{j\in\mathcal{I}}\sum_{\tau\in\mathcal{T}}x_{i,t,k}^{j,\tau}=\omega_{i,t,k},\quad \forall i\in\mathcal{I},t\in\mathcal{T},k\in\mathcal{K} \tag{22}$$

由于工作负载只能被分配到满足时延、合规性与链路可达性要求的时空位置。为此，引入时空可行性参数 $a_{i,t,k}^{j,\tau}\in(0,1)$，并有：

$$0\leqslant x_{i,t,k}^{j,\tau}\leqslant a_{i,t,k}^{j,\tau}\omega_{i,t,k},\quad \forall i,t,k,j,\tau \tag{23}$$

当且仅当(j,τ)属于该负载的可执行时空域时，$a_{i,t,k}^{j,\tau}=1$；否则 $a_{i,t,k}^{j,\tau}=0$。

对于跨中心迁移，还必须满足聚合带宽容量约束，当任务从数据中心 i 迁移到 j 时，在到达时段 t 占用的链路流量需满足：

$$\sum_{k\in\mathcal{K}}\sum_{\tau\in\Gamma_{i,t}^{k}}d_k x_{i,t,k}^{j,\tau}\leqslant\bar{B}_{ij,t}\Delta t,\quad \forall i\neq j,t\in\mathcal{T} \tag{24}$$

2)节点功率平衡。

节点 n 在时段 τ 所承担的DC负荷为：

$$P_{n,\tau}^{\mathrm{load}}=\sum_{j:\pi(j)=n}P_{j,\tau}^{\mathrm{DC}} \tag{25}$$

式中：$\pi(j)$为数据中心 j 所连接的电力节点；$P_{n,\tau}^{\mathrm{load}}$ 为算力侧传递给电力侧的关键需求变量。

节点功率平衡约束为：

$$P_{n,\tau}^{\mathrm{grid}}+P_{n,\tau}^{\mathrm{w}}+P_{n,\tau}^{\mathrm{pv}}+\sum_{l\in\mathcal{L}_n^{\mathrm{in}}}F_{l,\tau}-\sum_{l\in\mathcal{L}_n^{\mathrm{out}}}F_{l,\tau}=P_{n,\tau}^{\mathrm{base}}+P_{n,\tau}^{\mathrm{load}} \tag{26}$$

式中：$P_{n,\tau}^{\mathrm{w}}$、$P_{n,\tau}^{\mathrm{pv}}$ 分别为风电、光伏实际消纳功率；$P_{n,\tau}^{\mathrm{base}}$ 为节点基础负荷；$F_{l,\tau}$ 表示线路潮流。

3)新能源消纳与潮流平衡。

在满足节点功率平衡与线路容量约束的前提下，系统优先消纳风电和光伏出力，以降低弃风弃光损失和外购电成本。相应地，风电和光伏出力满足：

$$P_{n,\tau}^{\mathrm{w}}+P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,w}}=\bar{P}_{n,\tau}^{\mathrm{w}} \tag{27}$$

$$P_{n,\tau}^{\mathrm{pv}}+P_{n,\tau}^{\mathrm{cur,pv}}=\bar{P}_{n,\tau}^{\mathrm{pv}} \tag{28}$$

式中：$\bar{P}_{n,\tau}^{\mathrm{w}}$、$\bar{P}_{n,\tau}^{\mathrm{pv}}$ 分别为可用风电和可用光伏出力。

需说明的是，本文采用直流潮流与研究尺度相匹配：研究对象为枢纽节点间的算力负荷时空迁移，主要网络约束为输电断面有功传输能力与变电容量，直流潮流能以线性形式刻画有功潮流及容量限制。其适用边界在于忽略电压幅值、无功功率与线路网损，故本文结果反映区域能量平衡层面的调度趋势，在数据中心实际接入的配电网层面，电压、无功与变压器容量等安全约束仍可能进一步影响负荷迁移的可行性。线路功率为：

$$F_{l,\tau}=B_l(\theta_{m,\tau}-\theta_{n,\tau}),\ \left|F_{l,\tau}\right|\leqslant\bar{F}_l \tag{29}$$

式中：B_l 为线路电纳；$\theta_{m,\tau}$、$\theta_{n,\tau}$ 分别为节点 m 和节点 n 的相角；$\bar{F}_l$ 为线路传输上限。

为消除直流潮流模型中节点相角的平移自由度，本文在每个时段选取参考母线，并固定其相角为0，即：

$$\theta_{r,t}=0,\quad \forall t \tag{30}$$

节点购电还需满足变电容量约束：

$$0\leqslant P_{n,\tau}^{\mathrm{grid}}\leqslant\bar{S}_n \tag{31}$$

式中：$\bar{S}_n$ 为节点变电容量上限。

3.3　评价指标

为定量评估所提模型与求解方法在时空迁移激

活、可再生能源消纳和经济性改善方面的效果，本文从迁移强度、源荷匹配水平和成本收益3个维度设置评价指标。

时间及空间迁移率η^{time}、η^{space}分别为：

$$\eta^{\text{time}} = \frac{\sum_{i,t,k}\sum_{j}\sum_{\tau>t} x_{i,t,k}^{j,\tau}}{\sum_{i,t,k}\omega_{i,t,k}} \tag{32}$$

$$\eta^{\text{space}} = \frac{\sum_{i,t,k}\sum_{j\neq i}\sum_{\tau} x_{i,t,k}^{j,\tau}}{\sum_{i,t,k}\omega_{i,t,k}} \tag{33}$$

式(32)表示所有被延后执行的工作负载占总到达工作负载的比例，用于衡量系统在时间维度上的调节活跃度；式(33)表示所有发生跨数据中心执行的工作负载占总到达工作负载的比例，用于表征系统在空间维度上的资源重配置活跃度。需要说明的是，迁移比例主要反映调节强度，不直接等价于综合最优性；是否“更优”仍需结合成本、QoS损失和新能源消纳等指标综合判断。

为衡量系统对风电和光伏资源的利用程度，新能源消纳率η^{RE}为：

$$\eta^{\text{RE}} = \frac{\sum_{n,\tau}(P_{n,\tau}^{\text{w}} + P_{n,\tau}^{\text{pv}})}{\sum_{n,\tau}(\bar{P}_{n,\tau}^{\text{w}} + \bar{P}_{n,\tau}^{\text{pv}})} \tag{34}$$

该指标反映了新能源可用出力中被系统实际吸收的比例，是评价算电协同调度低碳效果的重要指标。

最后，为衡量所提方法相对于基准场景的经济性改善程度，系统成本下降率η^{cost}为：

$$\eta^{\text{cost}} = \frac{C_{\text{base}}^{\text{sys}} - C^{\text{sys}}}{C_{\text{base}}^{\text{sys}}} \times 100\% \tag{35}$$

式中：$C_{\text{base}}^{\text{sys}}$为基准场景下的系统总成本。本文中，基准场景取无迁移场景。该指标用于刻画在综合考虑购电成本、碳成本、弃风弃光成本、迁移成本和服务质量损失成本后所获得的总体经济收益。

4 两阶段LR-ADMM求解方法

4.1 LR-ADMM求解思路

原问题同时包含时空迁移、服务器开机、DC功率、电网购电和线路潮流等变量，且具有整数变量与多类耦合约束，集中求解难度较高。进一步分析可知，问题中主要存在2类不同性质的耦合：一类是跨中心链路带宽耦合，体现为多个迁移动作对共享链路资源的竞争；另一类是任务侧与电力侧之间的算电一致性耦合，体现为任务执行结果所映射的节点功率需求必须与电力侧承接结果一致。由于2类耦合在数学结构和物理含义上存在差异，若采用单一分解方式统一处理，往往难以同时兼顾分解效率、协调质量与工程可解释性。

带宽约束属于不等式约束，带宽乘子依链路占用程度调整迁移代价；算电一致性约束属于等式约束，要求任务侧节点功率需求与电力侧承接功率相等。若初始阶段同时更新2类乘子，二者相互干扰，迁移方案反复调整，解易早期停滞。为此第一阶段不更新带宽乘子，由ADMM先得到稳定的算电协调结果；第二阶段引入带宽乘子并保留一致性协调项，求解兼顾2类约束的联合问题。

具体而言，原问题的非凸性主要来自三方面：一是服务器开机计划为整数决策变量，各数据中心每时段开机机组数只能取非负整数，使可行域为离散点集；二是时间迁移的服务质量损失采用式(3)的分段线性惩罚函数，在优选延迟窗口处存在斜率突变的分段结构；三是任务侧负荷经式(9)—(15)映射为节点功率需求时，涉及服务器台数与负载率的联合作用及设备功率上限的截断关系。上述整数决策与分段结构共同使原问题成为非凸的混合整数优化问题，难以保证凸优化意义下的全局最优性。因此，本文不将所提方法作为具有全局最优性或收敛性保证的算法，而将其定位为面向算电协同调度的两阶段启发式分解框架。第一阶段ADMM协调算电一致性以获得稳定初始点；第二阶段引入带宽乘子对迁移动作作对偶修正，二者按耦合结构分工，而非LR与ADMM的简单顺序组合。

第一阶段，在不显式更新带宽乘子的条件下，利用ADMM快速协调任务侧负荷分配与电力侧功率承接之间的一致性，获得低代价、稳定的算电协调初始点。第二阶段，以第一阶段结果为起点，对带宽竞争约束引入拉格朗日乘子，并在保持算电一致性协调的同时，利用LR对跨中心迁移动作进行进一步细化修正。由此，本文方法的核心是“ADMM初始协调+LR约束细化”的两阶段求解机制。

4.2 带宽约束下的拉格朗日松弛

为保证原问题与分解后子问题在数学上严格一致，本文在分解过程中不改变系统总目标，仅对其进行等价拆分。其中，任务侧成本仅包括迁移成本与服务质量损失成本；数据中心设备功率不在任务侧额外形成独立运行成本项，而是通过节点需求功率与电力侧耦合，进而影响购电成本、碳成本和弃风弃光成本，从而避免重复计费。

对式(7)引入非负乘子$\lambda_{ij,t}$，得到任务侧拉格朗日函数：

$$\mathcal{L}_{\mathrm{LR}} = C^{\mathrm{task}}(x,n) + \sum_{i\neq j}\sum_{t}\lambda_{ij,t}(F_{ij,t} - \bar{B}_{ij,t}\Delta t) \quad (36)$$

式中：$C^{\mathrm{task}}(x,n)$为任务侧成本，包括迁移代价和服务质量损失成本；$\lambda_{ij,t}$为带宽拥塞乘子。上述对偶化处理意味着：当某条链路越拥塞时，沿该链路继续迁移的边际代价越高，从而能够抑制低收益、高占带宽的迁移动作。

乘子更新采用投影式子梯度方法：

$$\lambda_{ij,t}^{(q+1)} = [\lambda_{ij,t}^{(q)} + \alpha^{(q)}(F_{ij,t}^{(q)} - \bar{B}_{ij,t}\Delta t)]_{+} \quad (37)$$

式中：$\alpha^{(q)}$为第q次迭代的步长；$[\cdot]_{+}$为非负投影。

4.3　算电一致性的ADMM协调

算电一致性约束为：

$$D_{n,\tau}(x,n) = y_{n,\tau} \quad (38)$$

式中：$D_{n,\tau}(x,n)$为由任务侧推导出的节点需求；$y_{n,\tau}$为电力侧接收的共识变量。

在给定带宽拥塞乘子后，构造增广拉格朗日函数：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}_{\rho} = {} & C_{\mathrm{LR}}^{\mathrm{task}}(x,n;\ \lambda) + C^{\mathrm{power}}(y,p,F,\theta) + \\ & \sum_{n,\tau}u_{n,\tau}[D_{n,\tau}(x,n) - y_{n,\tau}] + \\ & \frac{\rho}{2}\sum_{n,\tau}[D_{n,\tau}(x,n) - y_{n,\tau}]^2\end{aligned} \quad (39)$$

式中：$u_{n,\tau}$为对偶变量；ρ为惩罚参数；$C^{\mathrm{power}}(\cdot)$为电力侧运行成本；$p$为电力侧功率决策变量集合。需要强调的是，式(39)中任务侧仅保留迁移成本和服务质量损失成本，电力侧则承担购电成本、碳成本和弃风弃光成本，数据中心功率通过共享需求变量参与两侧协调，而不在任务侧重复计价。式(39)中线性项用于传递一致性偏差信号，二次项用于增强收敛稳定性并促使两侧解逐步一致。

由此可得到三步迭代，分别为任务侧、电力侧和对偶变量更新：

$$(x^{r+1}, n^{r+1}) = \arg\min_{x,n}\mathcal{L}_{\rho}(x,n,y^{r},u^{r}) \quad (40)$$

$$\begin{aligned}(y^{r+1}, p^{r+1}, F^{r+1}, \theta^{r+1}) = \arg\min_{y,p,F,\theta}\mathcal{L}_{\rho}(x^{r+1}, n^{r+1}, \\ y,p,F,\theta,u^{r})\end{aligned} \quad (41)$$

$$u_{n,\tau}^{r+1} = u_{n,\tau}^{r} + \rho(D_{n,\tau}^{r+1} - y_{n,\tau}^{r+1}) \quad (42)$$

式(40)用于在当前带宽信号和一致性信号下更新时空迁移方案与服务器开机计划；式(41)用于更新购电、风光消纳与线路潮流；式(42)用于将两侧不一致部分反馈到下一轮迭代中。

4.4　算法流程与收敛判据

考虑到算力侧与电力侧一致性对整体解质量的影响更为直接，本文在实现中先利用第一阶段ADMM初始协调，再在其基础上执行第二阶段LR细化，而不是将2类乘子从初始时刻起完全同步更新。这样处理的目的在于：先获得较稳定的算电协调初始点，再对带宽相关的迁移动作进行局部修正。

为刻画任务侧与电力侧的一致性收敛程度，第v次迭代的原始残差$r^{(v)}$为：

$$r^{(v)} = \left\| D(x^{(v)}, n^{(v)}) - y^{(v)} \right\|_2 \quad (43)$$

式中：$D(x^{(v)}, n^{(v)})$为由第v次迭代任务分配结果和服务器开机状态映射得到的节点需求功率；$y^{(v)}$为电力侧对应的共识变量。

第v次迭代的对偶残差$s^{(v)}$为：

$$s^{(v)} = \rho\left\| y^{(v)} - y^{(v-1)} \right\|_2 \quad (44)$$

当满足$r^{(v)} \leqslant \varepsilon_{\mathrm{pri}}$，$s^{(v)} \leqslant \varepsilon_{\mathrm{dual}}$且设备侧超载和网络带宽违例均为0时，认为算法达到停止条件。其中，$\varepsilon_{\mathrm{pri}}$和$\varepsilon_{\mathrm{dual}}$分别为原始残差和对偶残差的收敛阈值。式(43)、(44)的原始残差与对偶残差形式采用ADMM中的常用收敛判据[39]。在此基础上，本文进一步将数据中心设备容量超限和网络带宽违例同时纳入停止条件，以保证所得调度方案在算电一致性收敛的同时满足设备侧和网络侧硬约束。

两阶段LR-ADMM的更新步骤与本文评价指标具有直接对应关系。任务侧子问题中的工作负载分配变量直接决定时间迁移比例和空间迁移比例，并通过式(9)—(15)进一步映射为各数据中心的IT、辅助和制冷功率，从而影响节点功率需求。电力侧子问题根据该节点功率需求优化购电功率、风电消纳功率、光伏消纳功率及线路潮流，因此直接影响购电成本、碳成本、弃风弃光成本和新能源消纳率。第一阶段ADMM主要通过一致性变量协调任务侧需求与电力侧承接能力，使算力侧迁移结果能够与电力侧功率平衡相匹配；第二阶段LR则通过带宽拥塞乘子修正跨数据中心迁移动作，使迁移路径在满足链路容量约束的同时兼顾迁移成本和服务质量损失。因此，所提算法并非仅用于获得可行解，而是通过“算电一致性协调”和“带宽约束细化”分别作用于系统运行成本、新能源消纳率、迁移比例和QoS成本等指标。

两阶段LR-ADMM求解流程如附录图A1所示，具体求解步骤如下：

1)初始化带宽乘子λ、对偶变量u、共识变量y以及惩罚参数ρ，并构造满足工作负载守恒、设备容量、链路带宽和电力网络约束的初始可行方案，将其作为当前最优可行解。

2)第一阶段：在当前一致性信号下交替求解任务侧与电力侧子问题，更新共识变量y与对偶变量u，直至原始残差与对偶残差满足阈值要求，获得低代

价、稳定的算电协调初始点。

3)第二阶段:以第一阶段结果为初始点,引入带宽乘子λ,在当前带宽价格信号和一致性信号下求解任务侧子问题,并在给定任务侧需求的基础上求解电力侧子问题。

4)根据链路带宽占用情况更新拉格朗日乘子,根据任务侧与电力侧的功率偏差更新对偶变量。每轮迭代后,对候选方案的工作负载守恒、设备容量、链路带宽、节点功率平衡和线路容量约束进行检查。只有当候选方案满足原问题全部硬约束,且系统总成本低于当前最优可行解时,才更新当前最优可行解;否则保留原可行解。随后根据残差、约束违反量和连续无改善轮数判断是否停止。

本文所提两阶段LR-ADMM采用当前最优可行解机制,具有以下性质:

1)输出解可行性。初始方案满足工作负载守恒、设备容量、链路带宽与电力网络约束。LR子问题的中间候选解可能违反带宽约束,算法对每轮候选解逐项检查上述约束,仅保存通过检查的方案。因此,算法输出的始终是满足全部硬约束的可行解,而非LR子问题的中间解。

2)保存解成本单调不增。仅当候选解满足全部硬约束且系统总成本严格低于当前最优可行解时才执行更新,故保存解的成本序列单调不增。该性质针对保存解成立,不要求每轮迭代的子问题目标值单调下降。

3)有限步终止。原问题的整数可行解集有限,保存解成本单调不增且取值于有限集合,更新次数有限;结合"连续5轮无改善"停止条件与最大迭代次数上限,算法在有限步内终止。此处为有限步终止,不构成对全局最优性的保证。

由于原问题含整数变量且非凸,本文不对全局最优性作一般性保证。第5.2.4节通过与同步更新策略的对照,验证两阶段更新方式在本文算例中能够获得更优的求解结果。

5 算例分析

5.1 参数设置

本文以"东数西算"工程中华北、西北和西南3个典型枢纽节点为背景构建三节点算例系统,每个节点部署一个大型数据中心。为便于表达,下文分别记为节点1、节点2和节点3,对应参数见附录表A1和表A2。算例设置24个调度时段,每时段1 h。

租户工作负载按时空柔性特征划分为4类:刚性负载(类型1,必须在到达的数据中心和时段立即执行)、空间柔性负载(类型2,可迁移至其他数据中心执行,最大网络时延阈值为20 ms)、时间柔性负载(类型3,可延迟执行,最大延迟6 h)和时空双柔性负载(类型4,可同时在时间和空间维度迁移,最大延迟10 h,最大网络时延阈值为35 ms)。其中,20 ms与35 ms用于限制跨数据中心迁移路径的网络可达性,并不表示任务端到端响应时延;端到端服务时延中的排队等待和处理过程未在本文调度层模型中显式建模。工作负载到达过程选自Google公开发布的集群调度数据集[40]。需要指出的是,公开trace在本文中主要用于生成具有代表性的24 h到达轮廓,而不直接等同于当前"东数西算"场景下的全部业务结构。为适配本文研究场景,依据任务到达节奏、持续时间特征以及SLA约束,对原始trace进行二次标注,并将其映射为上述4类负载,再根据3个数据中心规模进行等比例缩放,得到24 h总工作负载约3445万单位的算例输入。

每个数据中心部署大量计算节点组,每组对应一个标准42U机柜中的服务器集群(含8~12台物理服务器),由附录表A1参数可得,3类节点组的单组满载功率分别为4.32、3.77、4.92 kW,与典型高密度机柜功率水平相符。成本参数如附录表A3所示,网络参数见附录表A4,3个节点分时电价如附录图A2所示。为验证所提方法的有效性,设置以下对比场景:

场景1:无迁移基准;

场景2:仅时间迁移;

场景3:仅空间迁移;

场景4:完整时空迁移(两阶段LR-ADMM)。

算法对比方面,将两阶段LR-ADMM与贪心启发式、传统LR和传统ADMM(仅执行第一阶段一致性协调的ADMM)进行对比。所有实验在MATLAB R2023a环境下运行。

5.2 结果分析

5.2.1 迁移维度对比分析

不同迁移维度下的优化结果对比如表1所示,其中完整时空迁移采用本文所提LR-ADMM求解。

由表1可见,场景2通过激活时间迁移,将系统总成本降低了6.36%,并将新能源消纳率由90.84%提升至92.16%。这说明时间迁移能够在一定程度上改善执行时段与低电价、较高新能源出力时段之间的匹配关系,从而降低弃电成本。但由于时间迁移并未改变负载的空间分布,其可利用的调节空间仍受到节点间资源异质性无法发挥的限制。

场景3的节省率高于场景2,表明仅依靠空间迁

表 1　不同迁移维度下的优化结果

Table 1　Optimization results under different migration dimensions

场景	总成本/万元	节省率/%	时间迁移率/%	空间迁移率/%	消纳率/%	弃电成本/万元
1	374.65		0	0	90.84	54.13
2	350.82	6.36	8.73	0	92.16	43.58
3	341.26	8.91	0	7.63	93.87	36.22
4	321.84	14.10	8.05	11.17	97.09	17.17

移也能够获得较明显的经济收益。结合节点间电价、碳因子以及风光资源差异可以看出，空间迁移能够将部分负载从成本较高或新能源相对不足的节点转移至承接条件更优的节点，从而提升新能源消纳并降低总成本。然而，由于空间迁移不改变负载执行时刻，仍无法充分利用不同时段风光出力的波动特性，因此其提升幅度仍低于完整的时空联合迁移。

场景 4 进一步将系统总成本降至 321.84 万元，节省率达到 14.10%，新能源消纳率提升至 97.09%，弃电成本降至 17.17 万元，较基准情景下降 68.3%。由表 1 可得，在本文算例中，弃电成本的减少约占总节省额的 70.0%，说明时空联合迁移的主要收益来源并非单纯购电支出下降，而是新能源弃电的明显减少。联合时空迁移使部分负载在时间维度向高风电时段移动，在空间维度向高光伏承接节点转移，从而实现单一维度迁移难以达到的源荷匹配效果。

值得注意的是，场景 4 的节省率（14.10%）略低于场景 2 和场景 3 节省率之和（15.27%）。这表明时间迁移与空间迁移之间存在一定替代效应：对部分负载而言，2 种迁移方式对应的收益来源可能具有重合性；联合优化的价值不在于机械叠加 2 类迁移收益，而在于为每个负载选择更合适的迁移维度及其组合方式，从而在综合成本和新能源消纳之间取得更优平衡。

5.2.2　求解算法对比分析

为直观呈现优化调度的物理过程及各项结论数据的来源，附录图 A3 展示了无迁移与 LR-ADMM 优化后各 DC 在 24 个时段内的功率供需平衡关系，对比可见优化后各 DC 的 IT 负荷在新能源出力高峰时段明显增加、在出力低谷时段减少，说明本文算法通过时空迁移主动引导负荷追随新能源出力。

为评估所提方法的求解质量，本节在相同负载、风光出力与分时电价场景下，对贪心启发法、传统 LR、传统 ADMM 与两阶段 LR-ADMM 4 种方法进行对比，并将原问题整体建模为集中式混合整数线性规划，采用求解器直接求得全局最优解，作为衡量各方法解质量的性能上界。各方法的成本构成与关键指标见表 2。

由表 2 可见，4 种迭代方法中，两阶段 LR-ADMM 的系统总成本最低，为 321.84 万元，相较无迁移基准下降 14.10%。贪心启发法与传统 LR 的总成本分别为 348.97 万元与 344.39 万元，二者弃电成本高达 42.47 万和 42.21 万元，新能源消纳率分别为 92.81% 和 92.86%，说明其对负荷与新能源的匹配能力有限；传统 ADMM 通过算电一致性协调将弃电成本降至 17.42 万元、消纳率提升至 97.05%，总成本降至 324.11 万元；两阶段 LR-ADMM 在此基础上进一步细化带宽相关的迁移动作，将总成本降至 321.84 万元，消纳率达到 97.09%。各场景时空迁移率如图 3 所示。

以集中式 MILP 的全局最优值 314.55 万元为基准，两阶段 LR-ADMM 的最优差距为 2.32%，即达到全局最优的 97.68%，明显优于传统 ADMM（3.04%）、传统 LR（9.49%）与贪心启发法（10.94%）。进一步的分项对比表明，两阶段 LR-ADMM 在碳成本、弃电成本与新能源消纳率上与集中式全局最优几乎一致，两者总成本差异主要来自 QoS 成本。集中式采用更保守的迁移策略，时间迁移率与空间迁移率分别为 4.81% 与 9.42%，服务质量损失较低；两阶段 LR-ADMM 迁移更充分，时间迁移率与空间迁移率分别为 8.05% 与 11.17%。这表明在低碳与新能源消纳这一核心目标上，所提方法已接近全局最优，其与集中式的差距集中体现在服务质量这一可权衡维度。

表 2　不同算法下求解结果

Table 2　Solution results under different algorithms

算法	总成本/万元	节省率/%	购电成本/万元	碳成本/万元	弃电成本/万元	迁移成本/万元	QoS 成本/万元	消纳率/%	最优差距/%
贪心启发法	348.97	6.85	271.82	24.18	42.47	0.67	9.83	92.81	10.94
传统 LR	344.39	8.08	258.93	24.35	42.21	1.02	17.88	92.86	9.49
传统 ADMM	324.11	13.49	257.30	23.29	17.42	1.18	24.93	97.05	3.04
LR-ADMM	321.84	14.10	256.47	23.29	17.17	1.20	23.71	97.09	2.32
集中式 MILP	314.55	16.04	257.99	23.21	17.09	0.97	15.29	97.11	0（基准）

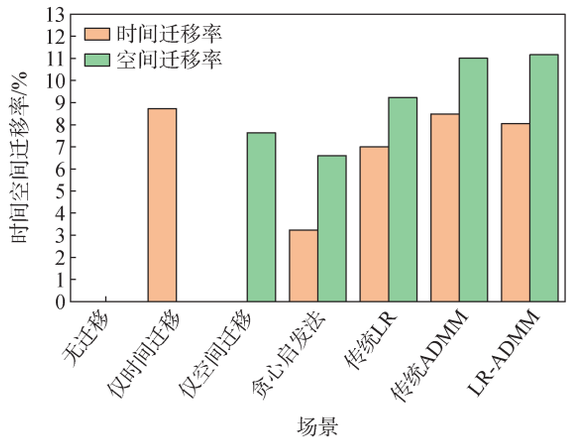


图3 各场景时空迁移率

Fig. 3 Spatiotemporal migration rates under different scenarios

本算例规模较小，集中式求解效率较高，本节将其作为解质量的性能上界参照，而非以求解速度或最优性作为方法的立足点。集中式求解要求将各数据中心与电力节点的完整信息汇集于单一优化主体，在算力方与电网方分属不同主体、信息难以共享的场景下适用性受限；两阶段LR-ADMM按算力侧与电力侧分解，各侧仅使用局部信息并交换少量耦合量，在保持接近全局最优解质量的同时，更契合信息分散的多主体协调需求。

5.2.3 算法收敛性对比

3种算法收敛特性对比如表3所示。图4进一步展示了所提两阶段LR-ADMM的目标值随迭代次数的变化曲线。

表3 3种算法收敛特性对比

Table 3 Comparison of convergence performance among three algorithms

算法	迭代次数	初始成本/万元	最终成本/万元	改善幅度/%	计算时间/s
传统LR	6	345.46	344.39	0.31	228.40
传统ADMM	5	327.76	324.11	1.11	773.65
LR-ADMM	11	324.11	321.84	0.70	1 391.09

由图4可见，第一阶段ADMM在5轮迭代后将系统总成本由324.11万元降至322.70万元，获得低代价的算电协调初始点；第二阶段LR细化在此基础上经过6轮迭代进一步将总成本降至321.84万元。若将两阶段合并统计，则所提方法总计迭代11轮，目标值由324.11万元降至321.84万元，整体改善幅度为1.81%。

需说明的是，表3中“初始成本”为各算法进入自身迭代过程时的起始目标值，而非同一初始解。传统LR与传统ADMM均从贪心可行解出发，但传统ADMM在首轮即完成算电一致性协调，其起点已计入部分源荷匹配收益，故初始成本（327.76万元）低于未经一致性协调的传统LR（345.46万元）；两阶段LR-ADMM的起点为前面表现更好的ADMM输出的324.11万元。

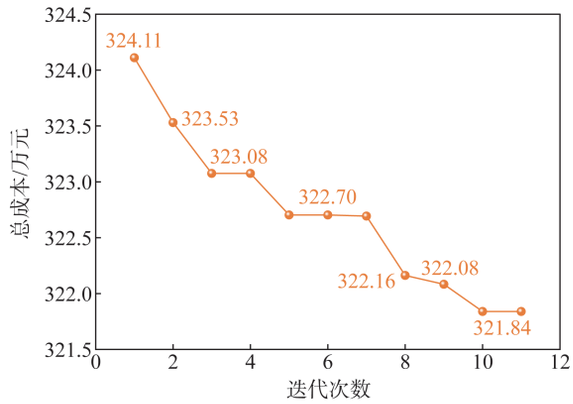


图4 LR-ADMM收敛过程

Fig. 4 Convergence process of LR-ADMM

从图4可以观察到3个特征：一是第一阶段曲线在前2~3轮内即呈现陡峭下降，说明ADMM通过一致性变量协调能够快速将算电两侧的初始偏差收敛到较小水平；二是第一阶段后段与第二阶段的曲线斜率明显减缓，表明算法在获得初始可行点后已进入局部细化阶段；三是第二阶段每轮改善幅度逐轮递减，且在第6轮后基本趋于平稳，说明带宽乘子细化的收益主要集中在初始几轮，随后退化为对既有迁移动作的微调。LR-ADMM时空迁移率变化如图5所示。结合图5可知，在该细化过程中，时间迁移率由8.49%调整至8.05%，空间迁移率由11.01%调整至11.17%，变化幅度较小。这表明第二阶段LR细化的改进重点并不是简单扩大迁移规模，而是对既有迁移动作的时空落点进行更有针对性的修正。各算法不同时段下总柔性与被延迟任务量对比见附录图A4。

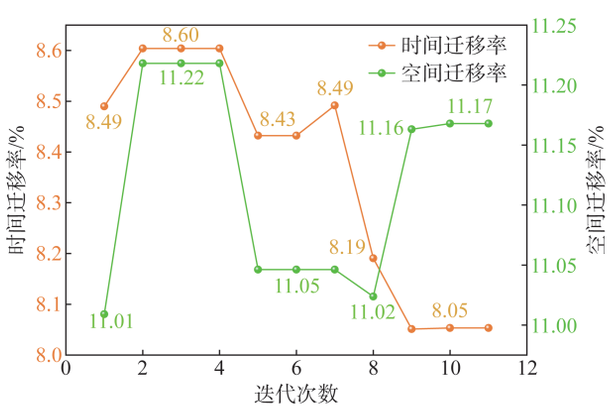


图5 LR-ADMM算法时空迁移率变化

Fig. 5 Variation of spatio-temporal mobility for LR-ADMM algorithm

综合表3、图4和图5可知，在本文算例中，ADMM算法能够较快获得质量较高的算电协调初始解，而后续引入LR乘子后，可进一步改善带宽相关迁移动作的配置效果，从而在不显著增加迁移规模的前提下降低总成本。进一步讨论计算时间与收益的关系。两阶段LR-ADMM算法的求解时间为1 391.09 s，高于传统ADMM算法的773.65 s，对应总成本由324.11万元降至321.84万元。需说明的是，本文面向24个时段的日前调度，属离线决策，约23 min的单次求解时间在日前场景下可以接受，不受实时性约束；而2.27万元为单次调度周期相对传统ADMM算法的收益，在系统重复运行中将持续累积。此外，第二阶段LR细化的作用不限于成本改善：传统ADMM算法仅完成算电一致性协调、不显式处理带宽约束，第二阶段引入带宽乘子后同时承担带宽约束下迁移路径的可行性修正，其价值应从成本与约束满足两方面共同衡量。当前计算时间主要由实现方式决定，算法基于邻域搜索、每轮需多次求解电力侧子问题，尚有并行化与工程优化空间，不代表分解方法的复杂度下界。本文不以求解速度作为方法立足点，其价值在于按算力侧与电力侧分解的信息分散协调结构。

关于惩罚因子的选取与敏感性。传统ADMM通过惩罚因子控制一致性约束的惩罚强度、直接影响收敛速度与解质量，因此对ρ较为敏感；而所提方法不同于传统ADMM，其在第一阶段引入ADMM协调机制用于算电一致性匹配，第二阶段基于实际总成本判据进行邻域搜索，惩罚因子ρ主要影响第一阶段的协调信号权重，但最终解的接受与否由真实成本改善决定，因此对ρ的选取相对不敏感。为验证这一特性，对第一阶段惩罚因子ρ（初值1.0）在[0.5，5.0]范围内取5个值作敏感性测试，各取值下的最终总成本、新能源消纳率如表4所示。可见在测试范围内总成本变化不超过0.003%（波动0.01万元）、消纳率保持97.09%不变，证实所提方法对惩罚因子选取不敏感，收敛裕度良好。

表4　惩罚因子敏感性测试

Table 4　Sensitivity test of penalty factor

ρ	总成本/万元	消纳率/%
0.5	321.85	97.09
0.8	321.84	97.09
1.0	321.84	97.09
2.0	321.84	97.09
5.0	321.84	97.09

5.2.4　两阶段性策略合理性验证

为论证本文采用阶段一ADMM协调，阶段二LR细化的两阶段策略的合理性，本节构建同步更新策略作为对照算法。2种策略的核心差异在于乘子更新方式：两阶段策略在第一阶段令带宽乘子$\lambda = 0$，仅通过ADMM完成算电一致性协调，在获得稳定初始点后于第二阶段引入λ进行迁移决策细化；同步更新策略则在每轮迭代中同时更新带宽乘子和算电一致性变量，无阶段切分。2种策略均从相同贪心初始解开始，以保证对比公平性。同步更新策略的收敛曲线如图6所示。

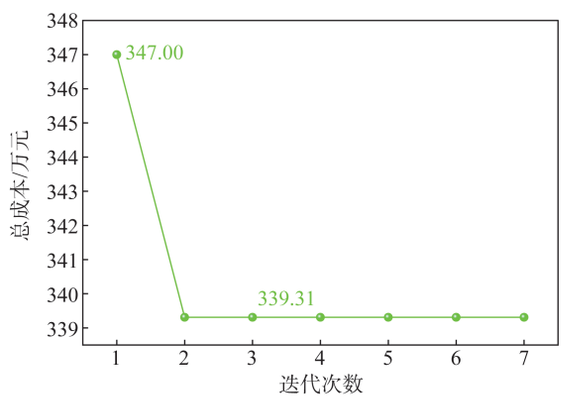


图6　同步更新策略的收敛曲线

Fig. 6　Convergence curves of the synchronous update strategy

由图4与图6这2种方法收敛曲线对比可见，2种策略呈现出截然不同的收敛特征。同步更新策略在第1~2轮迭代中迅速将系统总成本由347.00万元下降至339.31万元，但从第3轮开始，邻域搜索连续5轮均未能找到任何能降低成本的可行迁移动作，总成本停滞在339.31万元。两阶段策略则呈现出明显的层次化下降特征，第一阶段ADMM协调阶段成本平稳下降，第二阶段LR细化进一步将成本逐步降至321.84万元，共11轮迭代收敛。这一收敛特征对比表明，同步策略带宽乘子与算电一致性变量的同步更新使2类乘子在每一轮都相互干扰，算法在初期即被困于次优可行域，后续邻域搜索无法找到改善方向；两阶段策略则通过先稳定算电协调、再引入带宽乘子的层次化机制，有效避免了2类乘子的早期干扰。不同算法各指标对比如表5所示。

由表5可见，两阶段策略在总成本、时间迁移率、空间迁移率与新能源消纳率4个核心指标上均显著优于同步更新策略。总成本由339.31万元降至321.84万元，降低17.47万元；时间迁移率由4.76%提升至8.05%，空间迁移率由7.55%提升至11.17%，迁移规模的扩大表明两阶段策略能够更充

表5 不同算法各指标对比

Table 5 Comparison of various indicators for different algorithms

算法	总成本/万元	时间迁移率/%	空间迁移率/%	新能源消纳率/%
同步更新LR-ADMM	339.31	4.76	7.55	93.89
两阶段LR-ADMM	321.84	8.05	11.17	97.09

分地利用算力负荷的时空可调节性；新能源消纳率由93.89%提升至97.09%，证明两阶段策略在协调算电耦合的同时，有效引导了算力负荷追随新能源出力。

上述对比可得，本文采用的两阶段策略相对于同步更新策略，在求解质量、收敛稳定性和新能源消纳能力等方面均具有显著优势，验证了本文两阶段策略设计的合理性和必要性。

5.2.5 数据中心运行特性分析

附录图A3展示了LR-ADMM优化前后各DC的功率供需平衡，上半部分为供电来源（风电/光伏/购电），下半部分为用电消耗（IT/辅助/制冷功率）。

与无迁移场景相比，LR-ADMM对各数据中心负载分布进行了明显重塑。由附录图A3可以观察到：DC2在光伏高出力时段承担了更多执行负载，DC1在高风电时段的负载水平明显提高，而两者在高电价时段的负载均有所回落。这表明，时空迁移能够推动“算力追随绿电”，使数据中心负载曲线与新能源出力曲线之间形成更好的匹配关系。

从节点差异来看，DC1呈现出“夜间高负载、日间低负载”的运行特征。夜间风电出力较高时，算法将部分可延迟负载安排在该时段执行，从而提高本地风电消纳水平；而在白天高电价、风电出力较低的时段，DC1承担的执行负载相应减少。DC2则在光伏高峰时段承担了更多负载，供电结构中光伏占比明显提高，体现出较强的“负载跟随光伏出力”特征。DC3的风光资源相对较少，但其电网购电碳排放因子较低，因此在部分时段仍可作为补充承接节点参与系统整体协调。这说明，算电协同优化并非简单地将负载全部迁往新能源最多的节点，而是综合权衡了电价、碳价、可再生能源出力和承接能力后的结果。

此外，附录图A3还显示制冷功率约占数据中心总功率的8%~12%，且受环境温湿度影响较为明显。特别是在高温高湿时段，同等IT负载下的制冷功率占比会有所上升。该结果表明，在工作负载时空迁移调度中，显式考虑温度、湿度和热负荷对制冷系统的影响，有助于更细致地描述不同地区、不同时间的数据中心功率差异。

5.2.6 精细化功率模型验证

为验证本文精细化功率模型相较业界主流数据中心能源利用效率δ_{PUE}的优势，本节在相同调度场景下开展对比实验。固定PUE模型采用$P_{\mathrm{DC}}=\delta_{\mathrm{PUE}}P_{\mathrm{IT}}$（$\delta_{\mathrm{PUE}}$一般为1.1~1.4[41]），3个数据中心的PUE分别取1.20（节点1）、1.25（节点2）和1.35（节点3）。2种模型均采用相同负载、风光出力、分时电价和两阶段LR-ADMM算法进行优化，并统一以精细化功率模型作为真实功率基准进行评估。

2种模型各DC功率及固定PUE模型功率预估偏差如图7和图8所示。由图7和图8可知，固定PUE模型对数据中心功率的估算与精细化模型存在明显偏差。其中DC1、DC2和DC3的最大偏差分别为6.28%、10.23%和18.05%。需说明的是，此处以精细化模型为参照计算的是2类建模假设下的功率估算偏差，而非以实测为基准的误差；该偏差反映了固定PUE模型对制冷功率随温湿度和负载率变化这一物理因素的系统性忽略，尤其在西南地区（DC3）等湿热区域，制冷负荷波动较大，固定PUE模型与实际物理机理的偏离更为明显。

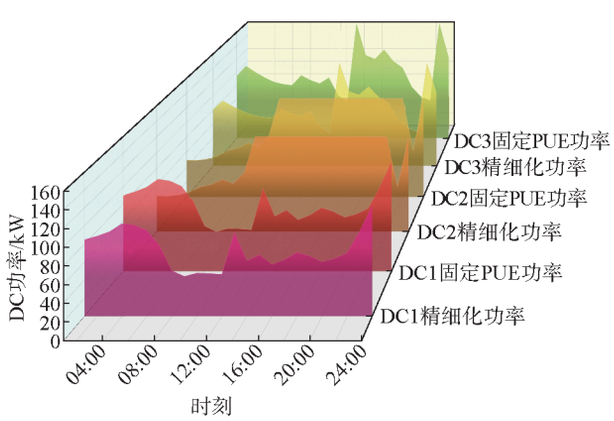


图7 各DC功率：精细化与固定PUE

Fig. 7 Power of each DC: refined versus fixed PUE

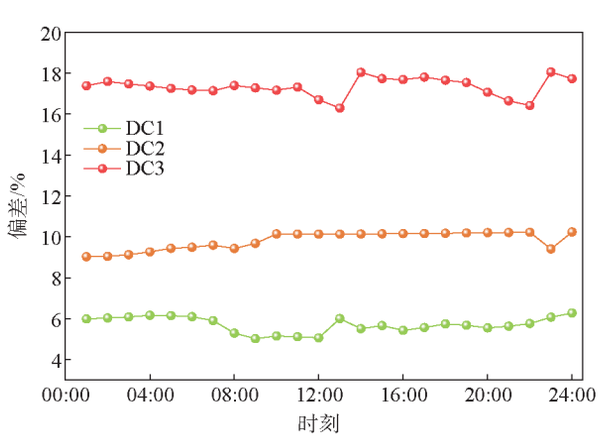


图8 固定PUE模型功率预估偏差

Fig. 8 Power prediction error of the fixed-PUE model

精细化模型和固定PUE模型的关键指标对比见表6。由表6可知，固定PUE模型下系统总成本为375.13万元，较精细化功率模型的321.84万元高出16.56%；新能源消纳率由97.09%降至94.68%，降低2.41%；时间迁移率由8.05%降至4.81%，空间迁移率由11.17%降至7.96%。从成本构成看，固定PUE模型下购电成本、碳成本和弃电成本分别增加17.74%、18.06%和82.96%。其中弃电成本增幅最为明显，说明固定PUE模型削弱了算法对负荷与新能源出力匹配关系的识别能力，导致新能源消纳效果下降。

表6　关键指标对比

Table 6　Comparison of key metrics

指标	数值	
	精细化模型	固定PUE模型
总成本/万元	321.84	375.13
购电成本/万元	256.47	301.97
碳成本/万元	23.29	27.50
弃电成本/万元	17.17	31.42
迁移成本/万元	1.20	0.84
QoS成本/万元	23.71	13.40
时间迁移率/%	8.05	4.81
空间迁移率/%	11.17	7.96
消纳率/%	97.09	94.68

综上，固定PUE模型形式简单，但其“总功率与IT功率成固定比例”的核心假设与已知物理机理不符：制冷功率随室外温湿度和热负荷显著变化，是文献与工程实践中公认的事实。固定PUE模型系统性忽略了这一因素，因而难以反映不同地区、不同时段数据中心功率随负载和环境条件变化的真实差异，进而影响负荷迁移决策和源荷匹配效果。本文精细化功率模型通过显式刻画IT、辅助和制冷功率的耦合关系及温湿度影响，在物理机理上更为完整，为算电协同调度提供了更贴近实际的功率映射基础。需指出，本节对比旨在说明2类建模假设的差异及其对调度结果的影响，精细化模型参数经工程典型值标定、其温湿度-制冷关系与公开文献一致；引入实测数据或高保真热力学模型的定量验证可作为后续工作。

5.2.7　碳价敏感性分析

本文假设了碳价从0.02元/kg变化至0.15元/kg，所得结果如图9所示。

随着碳价升高，无迁移成本和优化后成本均近似线性增长，但2条曲线的间距略有收窄，导致节省率缓慢下降。其原因在于：碳价升高会同步抬升各节点购电相关成本，高碳节点受到的影响更为明显，这一方面增强了空间迁移的经济驱动力，另一方面也提高了系统整体成本基数，因此迁移带来的相对节省率略有下降。二者共同作用，使得节省率在较大碳价变动范围内仅呈现缓慢下降趋势。

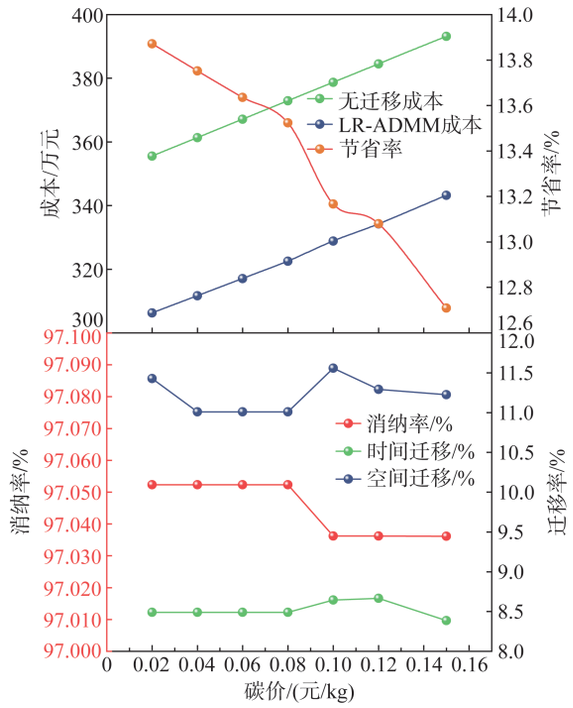


图9　碳价敏感性分析

Fig. 9　Carbon-price sensitivity analysis

与此同时，新能源消纳率和迁移率随碳价变化的波动较小。这说明在本文设定的碳价范围内，两阶段LR-ADMM的调度结果表现出较好的参数稳定性。碳价主要影响迁移收益的绝对水平，而未显著改变迁移方向与迁移规模。换言之，算法决策仍主要受到节点间电价结构差异和新能源出力时空分布的驱动，碳价更多起到辅助性经济信号的作用。

5.2.8　柔性负载比例敏感性分析

为分析柔性负载比例对优化效果的影响，本节将柔性负载在总负载中的占比从20%增至80%。实验过程中3类柔性负载（空间柔性、时间柔性、时空双柔性）按4∶4∶2的固定结构比例同步增减，该结构参照Google Cluster Trace公开数据集中不同负载类型的典型占比关系确定，结果如图10所示。

无迁移场景下的总成本随柔性比例变化基本保持不变，这与预期一致。因为在无迁移情景中，所有负载均在本地即时执行，负载类型划分不会改变实际调度结果。相较之下，两阶段LR-ADMM优化后的总成本则呈现先降后升的趋势，使得成本节省率呈现倒U型分布，并在柔性比例为60%左右时达到

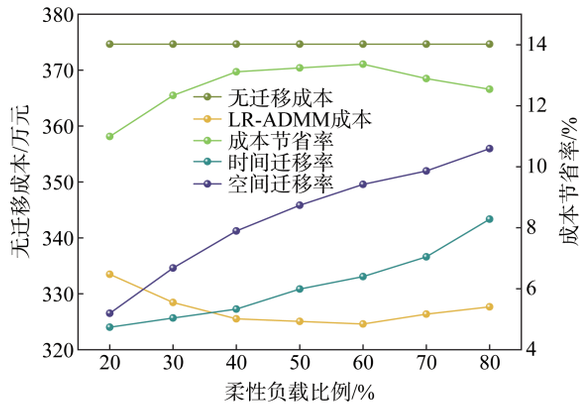


图 10　柔性负载比例敏感性分析

Fig. 10　Sensitivity analysis of flexible load ratio

峰值。

这一现象表明，柔性资源并非越多越好。在柔性比例由 20% 增至 60% 的过程中，可迁移负载增多使算法拥有更大的调度自由度，能够将更多负载从高成本时空位置转移至低成本位置，因此节省率持续提升；而当柔性比例继续增加时，低成本、高新能源承接能力的时空位置逐渐趋于饱和，新增柔性负载带来的边际收益开始下降，同时 QoS 补偿成本的增加抵消了部分迁移收益。

从迁移比例变化来看，时间迁移率和空间迁移率均随柔性比例提高而增加，但增速逐渐放缓，进一步说明系统可利用的优质时空承接位置存在上限。对于与本文参数设置相近的系统，柔性负载比例处于 50%~70% 区间时，通常更有利于兼顾调度灵活性和综合收益，但这一范围仍具有算例依赖性，实际工程中应结合本地业务结构和资源条件重新标定。

5.2.9　柔性负载结构敏感性分析

为进一步分析 3 类柔性负载（空间柔性、时间柔性、时空双柔性）内部结构变化对优化结果的影响，本文在 5.2.8 节固定结构同步放大的基础上，新增柔性负载结构敏感性分析。该分析保持总柔性负载比例固定为 60%，分别考察基准（空间 24%、时间 24%、时空 12%）、空间主导（空间 40%、时间 10%、时空 10%）、时间主导（空间 10%、时间 40%、时空 10%）、双柔性主导（空间 10%、时间 10%、时空 40%）和均衡（空间 20%、时间 20%、时空 20%）5 种柔性结构组合下的优化效果，结果如表 7 所示。

在固定总柔性比例为 60% 前提条件下，5 种结构组合的成本节省率分布在 12.28%~14.17% 区间内，极差为 1.89 个百分点。其中空间主导组合节省最高为 14.17%，基准组合次之为 14.12%，均衡组合为 13.03%，双柔性主导组合为 12.83%，时间主导组合最低为 12.28%。这表明在本文算例条件下，空间柔性的边际调节能力明显强于时间柔性，主要原因是空间迁移可直接利用 3 个节点之间的电价、碳因子与新能源资源的横向差异，而时间迁移则受单一节点内部 24 个时段电价和新能源出力波动幅度的限制。

表 7　柔性负载结构敏感性分析

Table 7　Sensitivity analysis of flexible-load structure

柔性负载结构	成本节省率/%	时间迁移率/%	空间迁移率/%	新能源消纳率/%
基准	14.12	6.32	9.45	97.09
空间主导	14.17	4.12	9.05	97.08
时间主导	12.28	7.58	8.40	97.08
双柔性主导	12.83	11.55	13.65	97.11
均衡	13.03	8.91	11.25	97.10

5 种结构组合中双柔性主导组迁移规模最大（时间迁移 11.55%、空间迁移 13.65%，合计 25.20%），但其节省率（12.83%）反而低于空间主导组（14.17%，合计仅 13.17%）。这表明迁移规模的扩大并未线性转化为成本节省，这主要由于双柔性主导组中 2 类迁移存在部分替代效应，同时大规模迁移带来的迁移成本与 QoS 成本累积抵消了部分收益。空间主导组以较小迁移规模实现最高节省率，说明集中利用空间维度的横向差异比分散利用 2 类迁移更为高效，这与 5.2.1 节结论一致。所有结构下消纳率均稳定在 97.08%~97.11%，极差仅 0.03 个百分点，验证了算法对柔性结构变化的稳健性。

5.2.10　新能源渗透率敏感性分析

本文将风光出力同比例缩放至基准值的 50%~250%，所得结果如图 11 所示。

新能源渗透率对优化效果的影响呈现出较明显的阶段性特征：低渗透率（50%~80%）下，风光出力基本能够被系统负荷完全吸收，弃电较少，因此迁移收益主要体现为电价套利，系统节省率相对较低。中等渗透率（100%~150%）下，无迁移场景中的新能源消纳率明显下降，说明供需在时空上的不匹配开始加剧。此时，LR-ADMM 通过时空迁移维持了较高的新能源消纳率，并显著提升了节省率，表明该阶段时空迁移的核心价值已由单纯降低购电成本转向促进新能源消纳。当新能源渗透率继续提高至 200%~250% 时，节省率在本文算例中于 200% 附近达到峰值，随后出现回落。这说明工作负载时空迁移对新能源消纳的促进作用也存在上限：当新能源出力远超系统负荷可承接水平时，仅依靠任务迁移已难以进一步消纳全部新能源，此时需要与储能、需求侧其他柔性资源等手段协同配合。

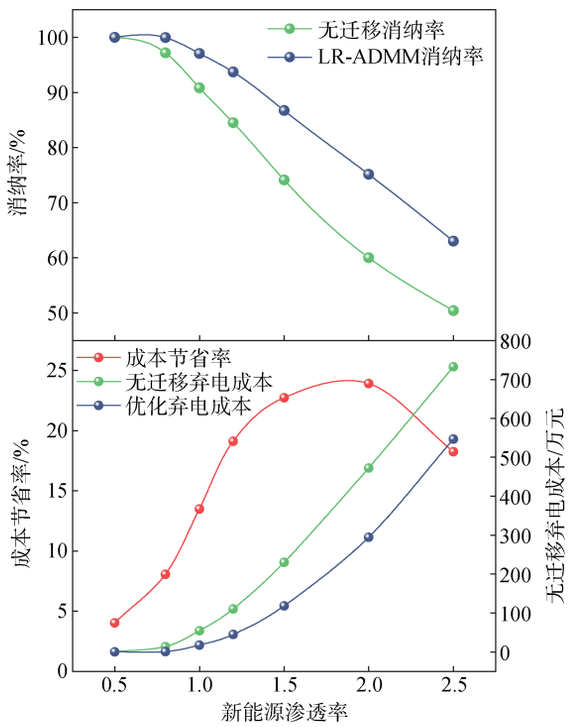


图 11　新能源渗透率敏感性分析

Fig. 11　Sensitivity analysis of new-energy penetration

5.2.11　规模拓展测试

为考察不同规模下的求解特性，本文将 3 节点算例按同构方式扩展为 6 节点与 9 节点合成算例，分别采用集中式 MILP 与所提 LR-ADMM 方法求解，结果如表 8 所示。集中式 MILP 作为全局最优基准，其求解时间随规模温和增长；LR-ADMM 相对全局最优的最优差距分别为 2.32%、3.16%、4.10%，随规模温和上升但始终保持在较低水平，新能源消纳率分别为 97.07%、96.71%、96.27%，维持在 96% 以上。这表明所提方法在规模扩大后仍能获得接近全局最优的解质量与稳定的消纳水平。

表 8　规模拓展测试结果

Table 8　Results of scale-expansion test

规模	集中式全局最优/万元	集中式求解时间/s	LR-ADMM 成本/万元	最优差距/%	LR-ADMM 消纳率/%
3 节点	314.55	68	321.84	2.32	97.07
6 节点	617.60	158	637.10	3.16	96.71
9 节点	920.12	359	957.88	4.10	96.27

本文方法的价值主要在于按算力侧与电力侧分解、仅交换少量耦合量的信息分散协调结构。集中式需将各主体完整信息集中于单一优化实体，在算力方与电网方分属不同主体、信息难以共享时适用性受限，而所提方法各侧仅使用局部信息即可协调，更适于多主体分散决策场景。

6　结　论

本文面向高比例新能源接入下的多数据中心优化问题，提出了基于 LR-ADMM 的工作负载时空迁移算电协同优化方法。主要结论如下：

1）本文构建了计及 IT 设备、辅助设备和制冷系统耦合关系的精细化数据中心功率模型，并将服务质量约束、网络时延约束和链路带宽约束统一纳入工作负载时空迁移模型，从而为多数据中心算电协同调度提供了更细致的建模框架。算例结果表明，显式考虑热负荷和环境因素有助于更充分地反映不同地区、不同时间数据中心功率需求的差异。

2）本文在网络侧采用线性化直流潮流，侧重区域能量平衡层面的调度分析，尚未刻画配电网电压幅值、无功功率与线路网损等安全约束，忽略网损也可能使远距离空间迁移收益与新能源消纳改善幅度被一定程度高估。后续可引入 DistFlow 或交流潮流模型，在配电网接入层面对迁移方案的电压与无功可行性作进一步校核。

3）针对带宽竞争与算电一致性 2 类不同耦合结构，本文设计了两阶段 LR-ADMM 分解求解策略，其中第一阶段 ADMM 用于获得低代价、稳定的算电协调初始点，第二阶段 LR 用于进一步修正带宽相关迁移动作。与贪心启发式、传统 LR 以及传统 ADMM 结果相比，所提方法在所设计算例中获得了更低的总成本，并在服务质量代价与新能源消纳之间取得了更优平衡。

4）算例分析表明，时空联合迁移相较于单独时间迁移或单独空间迁移具有更好的综合效果。本文算例中，完整时空迁移使系统总成本降低 14.10%，新能源消纳率由 90.84% 提升至 97.09%，弃电成本下降 68.3%。进一步的结果表明，系统节省额的主要贡献来自弃风弃光成本下降，说明时空迁移在高比例新能源场景下具有明显的源荷协同价值。在本文设定的碳价、柔性负载比例和新能源渗透率变化范围内，所提方法表现出较好的参数稳定性。

利益冲突声明（Conflict of Interests）：

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明（Authors' Contributions）：

孙亮提出研究方向，设计论文框架；杨世龙设计研究思路、研究方案，对研究方案可行性进行调查分析，实施研究过程；党翠收集数据，采集、清洗与分析数据；张宗振参与论文审核；曹鑫雨参与论文最终版本的修订；江守其参与论文最终版本的修订。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

7 参考文献

[1] International Energy Agency. Energy and AI[R]. Paris: IEA, 2025.

[2] 国家发展改革委等部门关于深入实施“东数西算”工程 加快构建全国一体化算力网的实施意见[EB/OL]. (2023-12-25)[2026-06-05]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content_6924596.htm.

[3] 国家数据局. 数字中国发展报告(2024年)[R]. 北京: 国家数据局, 2025.

[4] 中国信息通信研究院. 算力电力协同发展研究报告(2025年)[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2025.

[5] 国家发展改革委, 工业和信息化部, 国家能源局, 等. 关于印发《数据中心绿色低碳发展专项行动计划》的通知[EB/OL]. (2024-07-03)[2026-06-05]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202407/content_6964165.htm.

[6] 陈敏, 高赐威, 郭庆来, 等. 互联网数据中心负荷时空可转移特性建模与协同优化: 驱动力与研究架构[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19): 6945-6957.
Chen Min, Gao Ciwei, Guo Qinglai, et al. Modeling and coordinated optimization for spatiotemporal load regulation potentials of internet data centers: motivation and architecture [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(19): 6945-6957.

[7] 丁肇豪, 曹雨洁, 张素芳, 等. 能源互联网背景下数据中心与电力系统协同优化(一): 数据中心能耗模型[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(9): 3161-3176.
Ding Zhaohao, Cao Yujie, Zhang Sufang, et al. Coordinated operation for data center and power system in the context of energy internet (I): energy demand management model of data center[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3161-3176.

[8] 杨挺, 姜含, 侯昱丞, 等. 基于计算负荷时-空双维迁移的互联多数据中心碳中和调控方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 164-176.
Yang Ting, Jiang Han, Hou Yucheng, et al. Study on carbon neutrality regulation method of interconnected multi-datacenter based on spatio-temporal dual-dimensional computing load migration [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(1): 164-176.

[9] Riepin I, Brown T, Zavala V M. Spatio-temporal load shifting for truly clean computing[J]. Advances in Applied Energy, 2025, 17: 100202.

[10] Chen D L, Ma Y F, Wang L, et al. Spatio-temporal management of renewable energy consumption, carbon emissions, and cost in data centers[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2024, 41: 100950.

[11] Zhou S B, Zhou M, Wu Z Y, et al. Energy-aware coordinated operation strategy of geographically distributed data centers [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2024, 159: 110032.

[12] Naoi H, Delage R, Nakata T, et al. Integrating location planning and spatio-temporal workload shifting for 100 % renewable energy data centers: a case study in Japan[J]. Energy Strategy Reviews, 2025, 61: 101823.

[13] Guo H J, Yu H, Wang M, et al. Integrated management of workloads and energy system for data centers[J]. Energy, 2025, 327: 136400.

[14] Zhang Y S, Zou B K, Jin X, et al. Mitigating power grid impact from proactive data center workload shifts: a coordinated scheduling strategy integrating synergistic traffic-data-power networks[J]. Applied Energy, 2025, 377: 124697.

[15] 向世林, 向月, 王晏亮, 等. 计及负载响应特性的多数据中心时空协同运行优化策略[J]. 中国电力, 2025, 58(4): 170-181.
Xiang Shilin, Xiang Yue, Wang Yanliang, et al. Optimization strategy for spatiotemporal cooperative operation of multiple data centers considering load response characteristics [J]. Electric Power, 2025, 58(4): 170-181.

[16] 刘方, 陈祥洲, 周江昕, 等. 考虑数据中心共享储能与计算负荷时空迁移特性的虚拟电厂优化运行方法[J]. 电网技术, 2026, 50(5): 1848-1864.
Liu Fang, Chen Xiangzhou, Zhou Jiangxin, et al. Optimal operation method for virtual power plant considering shared energy storage and spatiotemporal migration characteristics of computational load in data centers[J]. Power System Technology, 2026, 50(5): 1848-1864.

[17] 周钱雨凡, 杨苹, 万思洋, 等. 算力电力节点可调节资源的双向协同优化调度[J]. 电力建设, 2025, 46(2): 13-25.
Zhou Qianyufan, Yang Ping, Wan Siyang, et al. Bidirectional collaborative optimization scheduling of adjustable resources in computing node and power node[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(2): 13-25.

[18] 周世博, 周明, 孙黎滢, 等. 激发多元灵活性的数据中心协同优化运行方法[J]. 电网技术, 2024, 48(11): 4417-4426.
Zhou Shibo, Zhou Ming, Sun Liying, et al. Optimal synergistic operation method for data center by activating multiple flexibilities [J]. Power System Technology, 2024, 48(11): 4417-4426.

[19] 唐伟, 单葆国, 郑海峰, 等. 数据中心两阶段源荷协同优化调度研究[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(4): 49-58.
Tang Wei, Shan Baoguo, Zheng Haifeng, et al. Research on two-stage source-load coordinated optimal scheduling of data centers [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(4): 49-58.

[20] 王继东, 许秋铭, 黄婷, 等. 含共享储能的数据中心微网群分布式优化调度[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3238-3247.
Wang Jidong, Xu Qiuming, Huang Ting, et al. Distributed optimal scheduling of data center microgrids cluster with shared energy storage[J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3238-3247.

[21] 王丹阳, 张沈习, 程浩忠, 等. 考虑数据中心用能时空可调的多区域能源站协同规划[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(3): 77-85.
Wang Danyang, Zhang Shenxi, Cheng Haozhong, et al. Coordinated planning of multi-regional energy stations considering spatio-temporal adjustment of energy consumption in data centers [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(3): 77-85.

[22] Liu X O. Research on collaborative scheduling of Internet data center and regional integrated energy system based on electricity-heat-water coupling[J]. Energy, 2024, 292: 130462.

[23] 张晓烽, 傅昂, 刘玉婷, 等. 考虑自然冷源的数据中心综合能源系统双层协同优化配置研究[J]. 太阳能学报, 2025, 46(9): 696-705.
Zhang Xiaofeng, Fu Ang, Liu Yuting, et al. Research on two-layer collaborative optimization configuration and operation of data center integrated energy system considering natural cold sources[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(9): 696-705.

[24] 吴成邦, 程志江, 陆海峰, 等. 考虑隐私保护的含互联网数据中心的综合能源系统时空联合规划[J]. 电力建设, 2025, 46(4): 84-98.
Wu Chengbang, Cheng Zhijiang, Lu Haifeng, et al. Spatio-temporal joint planning for integrated energy systems with internet

data center considering privacy preservation [J]. Electric Power Construction, 2025, 46(4): 84-98.
[25] Zhou S B, Zhou M, Wu Z Y, et al. Dual-drive coordinated operation strategy for internet data centers by exploiting spatiotemporal flexibility[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 450: 141741.
[26] Yang L F, Chen X Q, Fang X L, et al. Optimal coordinated management of integrated electricity-heat-computation systems in geographically distributed data centers [J]. Energy, 2025, 332: 137232.
[27] Zare Ghaleh Seyyedi A, Akbari E, Mahmoudi Rashid S, et al. Application of robust optimized spatiotemporal load management of data centers for renewable curtailment mitigation [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 204: 114793.
[28] 马浩然，袁至，王维庆，等. 考虑数据中心和储能接入的主动配电网经济调度研究[J]. 发电技术，2025，46(4)：748-757，634.
Ma Haoran, Yuan Zhi, Wang Weiqing, et al. Research on economic scheduling of active distribution networks with inclusion of data center and energy storage [J]. Power Generation Technology, 2025, 46(4): 748-757, 634.
[29] 帅文利，杨秀，赵晓莉，等. 计及数据中心负载特性的多时间尺度优化调度[J]. 智慧电力，2025，53(7)：1-10.
Shuai Wenli, Yang Xiu, Zhao Xiaoli, et al. Multi-timescale optimal scheduling considering data center load characteristics [J]. Smart Power, 2025, 53(7): 1-10.
[30] 刘宗扬，陈盛燃，郑俊健，等. 基于多站融合的新能源电站协调电压控制研究[J]. 电网与清洁能源，2025，41(6)：124-130.
Liu Zongyang, Chen Shengran, Zheng Junjian, et al. Research on coordinated voltage control of new energy power station based on multi station fusion[J]. Power System and Clean Energy, 2025, 41(6): 124-130.
[31] 范宏，徐涛，贾庆山. 数据-模型混合驱动的数据中心综合能源系统优化调度综述[J]. 南方电网技术，2025，19(3)：174-187.
Fan Hong, Xu Tao, Jia Qingshan. Review of optimization scheduling for integrated energy systems with data centers based on hybrid data-model driven[J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(3): 174-187.
[32] 杨秀，张相寅，黄海涛，等. 基于多智能体近端策略网络的数据中心双层优化调度[J]. 南方电网技术，2025，19(4)：107-121，131.
Yang Xiu, Zhang Xiangyin, Huang Haitao, et al. Dual-layer optimization scheduling of data center based on multi-agent proximal strategy network[J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(4): 107-121, 131.
[33] 韩雪姣，屈鲁，王长永，等. 数据中心全直流供电系统的构建及其综合评价[J]. 浙江电力，2024，43(3)：75-83.
Han Xuejiao, Qu Lu, Wang Changyong, et al. Construction and comprehensive evaluation of a full DC power supply system in data centers[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(3): 75-83.
[34] 杨学佳，孙浩，钱健，等. 基于改进NSGA-II算法的数据中心能量调度优化研究[J]. 电力需求侧管理，2025，27(4)：64-70.
Yang Xuejia, Sun Hao, Qian Jian, et al. Research on energy scheduling optimization for data center based on improved NSGA-II algorithm[J]. Power Demand Side Management, 2025, 27(4): 64-70.
[35] 文淅宇，朱继忠，李盛林，等. 基于时空协同的多数据中心虚拟电厂低碳经济调度策略[J]. 电力系统自动化，2024，48(18)：56-65.
Wen Xiyu, Zhu Jizhong, Li Shenglin, et al. Low-carbon economic dispatch for multiple data center virtual power plant based on spatio-temporal collaboration [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 56-65.
[36] 张文翰，周海浪，尤培培，等. 考虑带宽和电力费用的数据中心工作流负载分配优化模型研究[J]. 电力需求侧管理，2024，26(3)：48-54.
Zhang Wenhan, Zhou Hailang, You Peipei, et al. Research on the data center workflow load allocation optimization model considering bandwidth and electricity costs [J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(3): 48-54.
[37] 朱子恒，张策，丁肇豪，等. 数据中心纳入全国碳排放权交易市场机制研究[J]. 中国电机工程学报，2024，44(14)：5562-5573.
Zhu Ziheng, Zhang Ce, Ding Zhaohao, et al. Incorporating data centers into China's national carbon emissions trading system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(14): 5562-5573.
[38] 丁巧宜，王梓耀，潘振宁，等. 面向电量-调频-容量市场的数据中心园区算力及电力资源规划[J]. 电力系统自动化，2024，48(1)：59-66.
Ding Qiaoyi, Wang Ziyao, Pan Zhenning, et al. Planning of computing power and electric power resources in data center parks for electricity, frequency regulation and capacity markets [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(1): 59-66.
[39] 罗清局，朱继忠. 基于改进交替方向乘子法的电-气综合能源系统优化调度[J]. 电工技术学报，2024，39(9)：2797-2809.
Luo Qingju, Zhu Jizhong. Optimal dispatch of integrated electricity and gas system based on modified alternating direction method of multipliers [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(9): 2797-2809.
[40] Wilkes J. More Google cluster data, Google research blog [EB/OL]. (2011-11-21) [2026-06-05]. https://ai. googleblog. com/2011/11/more-google-cluster-data. html.
[41] 工业和信息化部 国家机关事务管理局 国家能源局关于加强绿色数据中心建设的指导意见[EB/OL]. (2019-01-21)[2026-06-05]. https://www. gov. cn/zhengce/zhengceku/2019-10/21/content_5442976. htm.

收稿日期：2026-07-01　**修回日期**：2026-08-12


孙亮

作者简介：

孙亮(1973)，男，硕士，教授，研究方向为电力系统运行与控制，E-mail：sunliang@neepu.edu.cn；

杨世龙(2000)，男，硕士研究生，通信作者，研究方向为算力电力协同优化，E-mail：1584090237@qq.com；

党翠(1993)，女，中级工程师，主要从事变电专责工作，E-mail：1066779722@qq.com；

张宗振(2002)，男，硕士研究生，研究方向为综合能源系统优化运行，E-mail：1925466925@qq.com；

曹鑫雨(2001)，女，硕士研究生，研究方向为电动汽车优化调度，E-mail：407415281@qq.com；

江守其(1991)，男，博士，副教授，研究方向为柔性直流输电技术、新能源发电联网控制技术，E-mail：m15043264368@163.com。

（编辑　景贺峰）

附录 A

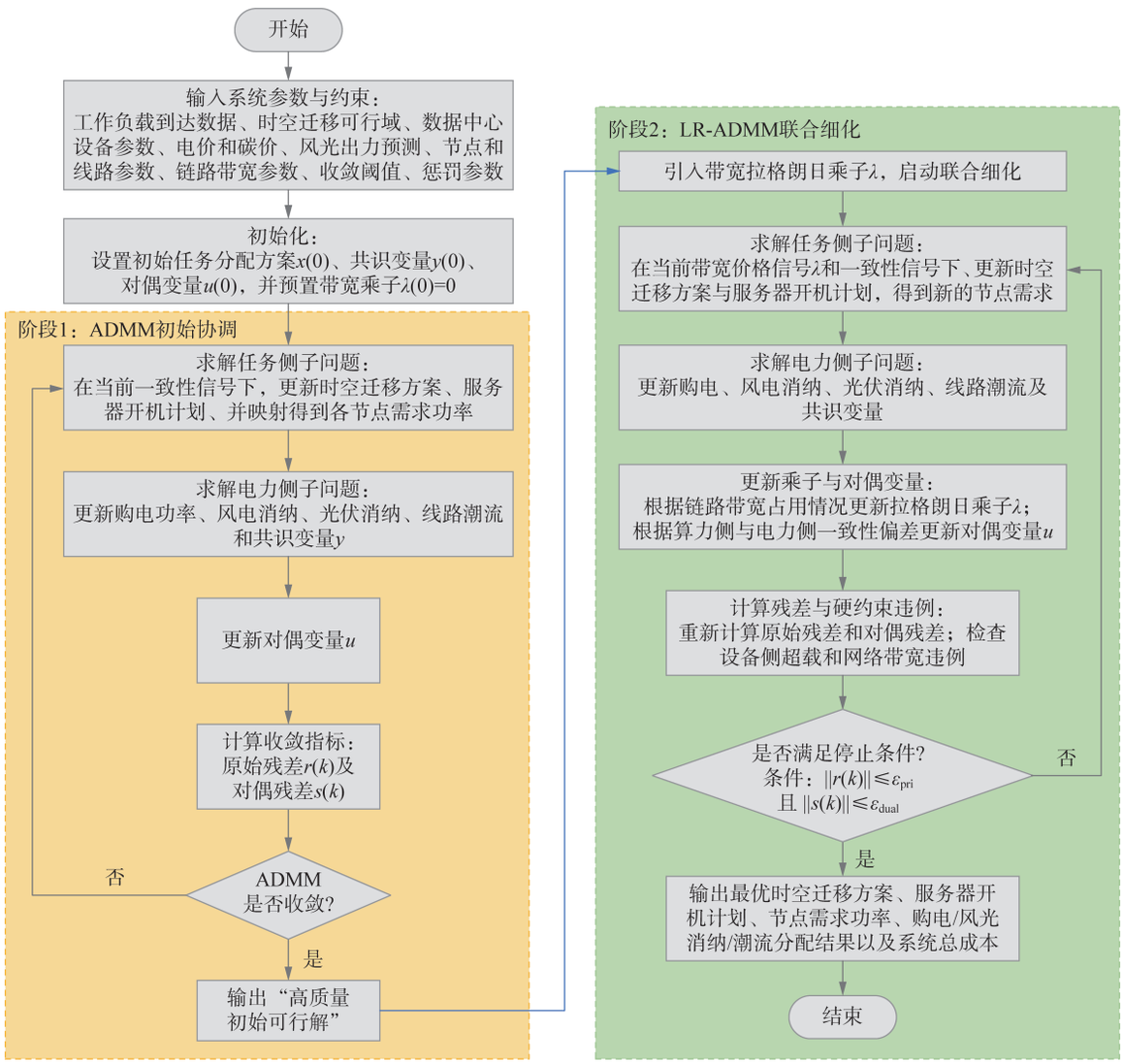


图 A1　两阶段 LR-ADMM 求解流程

Fig. A1　Two-stage LR-ADMM solving procedure

表 A1　数据中心参数

Table A1　Data center parameters

参数	数值			参数	数值		
	DC1	DC2	DC3		DC1	DC2	DC3
计算节点规模上限/组	25 000	28 000	26 000	辅助设备比例系数 a_j^{aux}	0.03	0.03	0.03
单组空闲功率/kW	0.12	0.13	0.12	辅助设备固定基值 b_j^{aux}/kW	100	100	100
动态功率系数 α_{IT}	0.15	0.14	0.16	单组满载功率/kW	4.32	3.77	4.92
单组服务能力/(单位/组)	28	26	30	IT 设备功率上限/kW	108 000	105 560	127 920

表 A2　电力节点参数

Table A2　Power node parameters

节点	变电容量/MW	碳排放因子/(kg/kWh)	风电峰值/MW	光伏峰值/MW
1	181	0.884 3	116.1	56.7
2	170	0.757 6	47.3	148.5
3	214	0.527 1	5.8	13.8

表 A3　成本参数

Table A3　Cost parameters

参数	数值	参数	数值
碳价/（元/kg）	0.08	QoS 基础补偿/（元·单位$^{-1}$·时段$^{-1}$）	0.02
弃风惩罚/（元/kWh）	0.15	QoS 额外补偿/（元·单位$^{-1}$·时段$^{-1}$）	0.05
弃光惩罚/（元/kWh）	0.10	空间迁移固定成本/（元·单位$^{-1}$）	0.03

表 A4　网络参数

Table A4　Network parameters

网络	链路带宽容量/（Gbit/s）	网络时延/ms
DC1-DC2	12	15
DC1-DC3	8	27
DC2-DC3	10	23

注：带宽容量在优化模型中转换为 5400/3600/4500 GB/时段；网络时延用于 SLA 可行域判定。

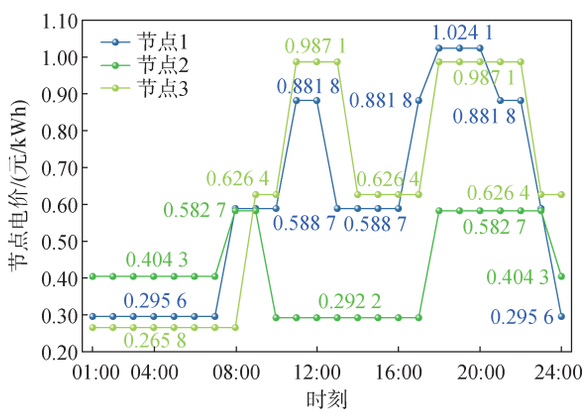


图 A2　分时电价

Fig. A2　Time-of-use electricity price

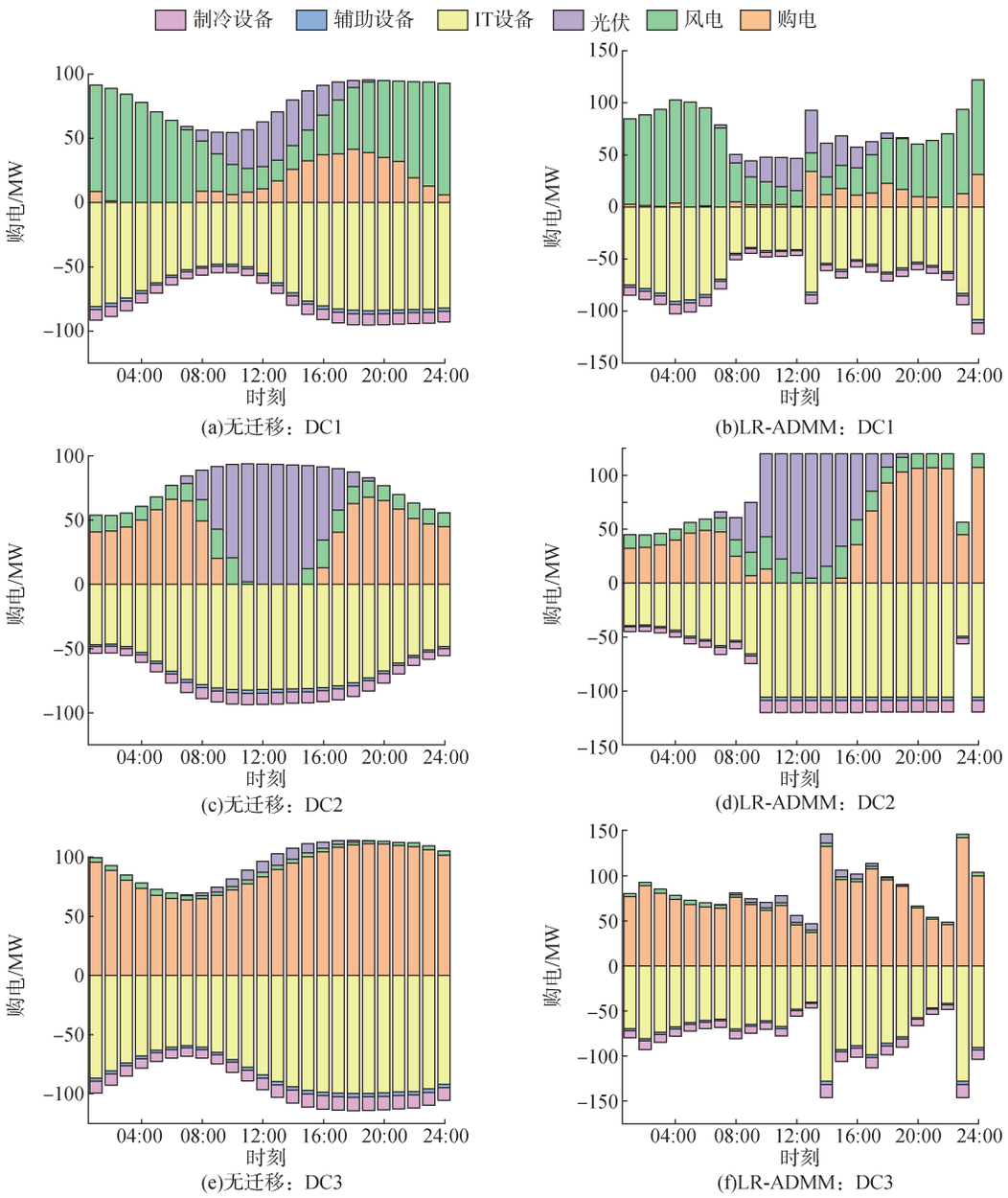


图 A3　LR-ADMM 优化前后各 DC 功率供需平衡

Fig. A3　Power supply-demand balance of each data center before and after LR-ADMM optimization

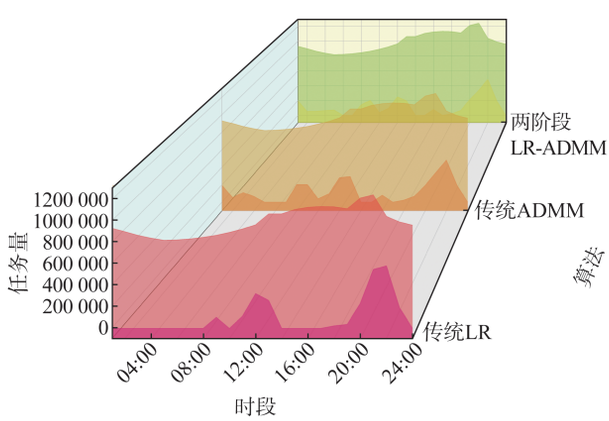


图 A4　各时段不同算法下总柔性与被延迟任务量对比

Fig. A4　Comparison of total flexibility and delayed task volumes under different algorithms across time periods