

算电协同体系架构与关键技术研究综述

王晓辉¹, 郑碧煌¹, 吴春鹏¹, 李硕², 王一燃², 谢人超^{2,3}, 唐琴琴², 黄韬^{2,3}

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192; 2. 北京邮电大学网络与交换国家重点实验室, 北京 100876; 3. 紫金山实验室, 江苏 南京 211111)

摘要: 随着人工智能与新型应用的快速发展, 算力需求激增, 数据中心能耗问题日益突出。在高比例可再生能源接入、“双碳”目标背景下, 算力系统与电力系统长期存在的时空错配与独立运行模式制约了能源利用效率与电网调节能力。算力电力协同(简称“算电协同”)通过信息流与能量流的深度融合, 将算力任务的可迁移性转化为电力系统的灵活性资源, 已成为绿色发展的关键路径。本文系统综述算电协同研究进展: 首先阐述核心概念与内涵; 其次构建包含六层的参考架构; 进而从基础理论、感知迁移、分析计算与闭环控制四个维度梳理关键技术体系, 并比较不同技术路线的适用优势、主要局限与演进方向; 然后归纳“算随电调”与“电随算用”两类典型应用场景, 并从电力侧、算力侧、平台侧与用户侧讨论生态建设路径; 最后分析技术挑战, 展望智能调度、绿色微网与标准化等发展方向。本文旨在为算电协同的理论研究与工程实践提供系统参考。

关键词: 算力网络; 算电协同; 绿色协同计算; 关键技术

中图分类号: TP393

文献标志码: A

A Survey of the Architecture and Key Technologies for Computing-Electricity Collaboration

WANG Xiaohui¹, ZHENG Bihuang¹, WU Chunpeng¹, LI Shuo², WANG Yiran², XIE Renchao^{2,3}, TANG Qinqin², HUANG Tao^{2,3}

1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China

2. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

3. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China

Abstract: The rapid expansion of artificial intelligence and emerging applications has triggered a surge in computing demand, making the energy footprint of data centers an increasingly critical concern. Against the backdrop of high renewable energy penetration and the strategic "dual-carbon" targets, the long-standing spatiotemporal mismatch and siloed operation of computing and power systems have constrained both energy efficiency and grid regulation capabilities. Computing-Electricity Collaboration (CEC) has emerged as a vital pathway for sustainable development. By integrating information and energy flows, CEC transforms the inherent mobility of computing workloads into a flexibility resource for the power grid. This paper provides a comprehensive review of the state-of-the-art in CEC research. We first delineate the core concepts and fundamental connotations of CEC, followed by the proposal of a six-layer reference architecture. The technical landscape is then analyzed across four key dimensions: basic theory, perception and migration, analytical computation, and closed-loop control, with a comparative assessment of the applicability, strengths, limitations, and evolution of major technical routes. Furthermore, the study categorizes two dominant operational paradigms—"Computing Following Power" and "Power Following Computing"—and explores the paths for ecosystem development from the perspectives of power utilities, computing providers, platform operators, and end-users. Finally, the paper identifies technical bottlenecks and envisions future trajectories, including intelligent scheduling, green microgrids, and standardization. This work is intended to serve as a systematic reference for both theoretical advancements and engineering

implementations in the field of CEC.

Key words: computing power networks, computing-electricity collaboration, green collaborative computing, key technologies

0 引言

近年来,以人工智能大模型、人工智能生成内容 (Artificial Intelligence Generated Content, AIGC)、自动驾驶、数字孪生、智慧城市等为代表的新型智能应用快速发展,推动社会对高性能、低时延、泛在化算力服务的需求持续攀升。伴随智算中心、超算中心、边缘计算节点等算力基础设施的加速建设,算力已成为支撑数字经济发展的关键生产力^[1]。与此同时,算力规模的快速扩张带来了显著的能耗增长与供能压力。在高比例可再生能源接入和“双碳”目标持续推进的背景下,算力负荷的集中增长正在与电力系统绿色、安全、经济运行形成更紧密的耦合关系。如何保障算力服务质量,如何同步提升绿电消纳能力并降低系统能耗与碳排放,已成为算力基础设施与新型电力系统融合发展亟需解决的重要问题。

一方面,算力产业的持续扩张正在显著推高能源消耗和碳排放水平。据统计,2020年我国数据中心耗电量已突破900亿千瓦时,预计到2030年将超过3800亿千瓦时^[2]。另一方面,我国能源资源与算力需求在空间分布上存在明显错配:风能、太阳能等可再生能源主要富集于西部地区,而大规模算力需求则集中在东部经济发达区域,形成了突出的“算力—电力”时空不匹配问题。在传统模式下,算力系统与电力系统往往割裂运行,数据中心通常被视为静态负荷,难以主动响应电网状态变化;电力系统也难以感知算力业务在时延容忍度、迁移弹性等方面的差异化特征,无法实现对算力负荷的精准供能与协同调度。这种相互独立的运行方式不仅限制了可再生能源消纳,也制约了算力基础设施的绿色高效发展。

在此背景下,国家相继实施“东数西算”工程,并陆续出台《算力基础设施高质量发展行动计划》《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》等政策文件^[3-5],从算力枢纽布局优化、绿色低碳发展、跨区域协同调度等方面对算力基础设施建设作出系统部署。其中,相关政策已明确提出推动算力设施与能源供给

协同联动,强调完善东西部算力协同调度机制,促进绿色电力向绿色算力转化,并推动形成算力电力双向协同机制。在政策导向上,算力基础设施已不再仅被视为信息基础设施内部的资源配置问题,而逐步成为能源系统规划、运行调节和绿色转型的重要组成部分。进一步地,《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》将“推动绿色电力与算力协同布局”纳入国家战略部署,提出加强全国一体化算力监测调度,提升算力接入和精准匹配能力^[6]。上述政策演进表明,算力基础设施的发展目标已由早期面向算网资源协同配置,逐步拓展至与能源系统协同规划、协同运行和协同优化的新阶段,算电协同正成为支撑数字基础设施绿色化、集约化和高质量发展的重要方向。

算力电力协同(简称“算电协同”)不仅是缓解算力基础设施能耗压力的重要技术手段,也是推动新型信息基础设施与新型电力系统深度融合的关键路径。其核心在于利用算力任务在时间上的可平移性和空间上的可迁移性,将其转化为电力系统可利用的灵活性调节资源;同时结合电力系统的实时状态,引导算力任务向绿电富集区域流动,从而实现“以网强算、以电助算、算电共赢”。需要指出的是,任务迁移并不等同于无代价的负荷转移。跨域迁移还受到数据规模、路由路径、广域链路带宽、传输节点功耗和业务服务等级协议(Service Level Agreement, SLA)的共同约束。因此,算电协同的优化对象应由单纯的计算能耗与电力供给匹配,进一步扩展为覆盖“计算—网络—电力”的综合协同问题^[7-8]。

从研究演进看,算电协同并非由单一技术路径直接形成,而是在数据中心能效度量、低碳评价、需求响应和跨域协同调度等研究基础上逐步发展起来。2007年,The Green Grid提出电能利用效率(Power Usage Effectiveness, PUE)与DCiE,建立了数据中心总能耗与信息技术设备能耗之间的统一评价口径^[9];2010年进一步提出碳利用效率(Carbon Usage Effectiveness, CUE),将碳排放纳入数据中心运行评价^[10]。随后,劳伦斯伯克利国家实验

室在 2012 年的技术报告中通过现场试验验证了服务器、制冷系统与负载迁移参与需求响应的可行性,推动数据中心由“被动耗能设施”向“可调节负荷”演进^[11]。国内方面,中国信息通信研究院与开放数据中心委员会发布的《数据中心白皮书(2018 年)》从区域布局、能源供给、能效提升和业务分层等方面总结了数据中心绿色化与协同化趋势,并提出实时性要求较低的业务可优先布局于能源充足地区,为后续“东数西算”与算电协同研究提供了产业基础^[12]。总体而言,早期探索经历了“单体能效优化—能碳协同评价—需求响应参与—算力任务时空调度”的演进过程,研究对象也由数据中心内部设备逐步扩展至计算、网络与电力系统的跨域协同。

为了系统梳理该领域的最新进展与发展方向,本文对算电协同的关键技术与应用生态进行了全面综述,并从适用场景、技术优势与现实局限出发,梳理由局部能效优化向跨域联合调度和闭环控制演进的技术脉络。已有绿色数据中心研究多聚焦数据中心内部能效提升、制冷优化与可再生能源接入,算力网络综述侧重算网资源度量、路由编排与服务调度,电力需求响应研究则主要关注负荷柔性、市场激励与电网调节。与上述研究相比,本文将算力任务迁移、网络承载、电力供给、能碳约束和市场生态纳入统一分析框架,突出算电协同作为跨域耦合系统的体系结构、技术链条和应用边界。文章首先阐述算电协同的核心概念与发展逻辑;其次,构建算电协同参考架构,并分析资源感知与迁移、协同计算、联合优化决策以及多时间尺度控制等关键技术;再次,从“算随电调”和“电随算用”两个维度总结典型应用场景;随后,探讨算电协同在电力侧、算力侧、平台侧和用户侧的生态建设路径;最后,分析当前面临的技术挑战并展望未来发展方向,旨在为我国算力基础设施与新型电力系统的融合发展提供理论参考与技术指引。

1 算电协同的核心概念与思考

本节围绕基本概念、核心内涵与发展思路展开,重点说明算电协同为何需要在资源表征、状态感知、协同计算和闭环控制之间形成贯通机制。

1.1 算电协同的概念和内涵

算电协同是指通过信息流、能量流与业务流的

协同组织,对算力基础设施、通信网络和电力系统进行联合感知、联合建模与联合优化,实现计算负载与能源供给在时间、空间和服务质量上的动态匹配。其目标并非简单叠加算力系统与电力系统,而是在统一资源视图下协调计算执行、网络传输、能源供给和碳排约束,使算力服务效率、电网运行安全和绿色低碳目标能够在同一运行框架中被统筹考虑。

在协同关系上,算力与电力系统体现为基础设施互依、资源调度互适和服务机制互促。算力运行需要稳定、绿色且可预测的能源支撑,电力系统则需要依托通信与计算能力实现状态感知、需求响应和智能调控;算力侧可通过任务迁移、弹性伸缩和负载时移适配供电状态,电力侧也可通过价格信号、辅助服务和储能调节引导算力负荷参与系统平衡;在服务层面,绿色算力、碳足迹计量、可信交易和 SLA 履约验证共同构成算电协同价值实现的基础。

从技术内涵看,算电协同主要包含四个层面:资源耦合与统一表征、感知迁移与动态适配、分析计算与协同编排、决策控制与闭环优化。资源耦合强调对算力、网络和电力资源建立一致的度量口径与约束描述;感知迁移强调依据算力负载、源荷变化和网络状态进行任务时空调整;分析计算强调在迁移之后对任务依赖、数据流路径和执行过程进行协同编排;决策控制则强调在预测、优化、执行和反馈之间形成可持续修正的闭环机制。

其中,感知迁移的有效性高度依赖网络承载条件。对于海量数据处理和分布式人工智能训练等任务,跨域迁移会引入数据搬移、路由调度、链路排队和网络设备能耗等额外开销。若模型仅考虑计算能耗和供电价格,而忽略网络传输能耗、路由调度时延与数据同步代价,则可能高估任务迁移带来的整体收益。因此,算电协同需要将“任务是否可迁移、何时迁移、迁移到何处、通过何种网络路径迁移”作为联合问题进行分析。

上述四个层面共同刻画了算电协同从资源认知到运行闭环的基本逻辑。资源耦合解决“如何描述资源”的问题,感知迁移解决“如何发现可调节空间”的问题,分析计算解决“如何组织跨域执行”的问题,决策控制解决“如何形成稳定闭环”的问题。

算电协同强调算力需求与电力供给之间的双向互动与动态调控。通过信息流、能量流和业务流的交互,系统能够在保障业务服务质量的同时提升绿电消纳能力、降低能耗与碳排放,并增强跨域系统的可靠性与可持续性。

1.2 算电协同的发展思路

面向工程落地,算电协同需要从概念性耦合进一步走向可观测、可调度、可验证的系统化协同。其发展思路围绕“统一建模—动态感知—协同执行—闭环验证”的技术链条展开。

统一建模是算电协同的前提。跨域资源描述不一致、状态接口不统一和能力边界不清晰,会导致调度目标难以对齐。通过构建算力、网络、电力与碳排放的统一描述方法,可为后续任务迁移、资源编排和市场交易提供共同语义。

动态感知是算电协同的基础。系统需要持续采集算力负载、网络带宽、链路时延、绿电出力、电价信号、储能状态和业务SLA等多源信息,并在边缘侧与平台侧形成分层状态视图,使资源配置从离线规划转向实时驱动。

协同执行是算电协同的关键。不同业务对迁移、分解和调度的适应性差异较大,批处理任务、边缘推理任务和分布式训练任务的网络依赖并不相同。因此,系统应根据任务类型、数据规模、通信敏感度和供能状态选择差异化执行策略,避免将所有任务简单纳入同一迁移模型。

闭环验证是算电协同走向规模部署的保障。调度策略不仅要在优化模型中成立,还应通过运行反馈、性能评估和安全审计验证其对电网稳定、任务完成质量、能碳收益和跨域安全的综合影响。由此,本文后续将围绕参考架构、关键技术、典型场景和生态建设展开分析。

2 算电协同参考架构及关键技术

2.1 算电协同的系统架构

算电协同面向算力系统与电力系统的融合运行需求,其系统架构不仅需要承载计算、网络与能源等异构资源,还需要支撑跨域状态感知、协同分析计算、联合优化决策和多时间尺度控制执行。与传统算力设施和电力系统相对独立的组织方式相比,算电协同更强调“算—网—电”资源在统一框架下的协同组织与联动运行。因此,该架构既表现为功

能模块的分层部署,也体现为状态感知、协同分析、策略生成、控制执行和反馈优化之间的闭环关系,为后续感知迁移、分析计算、优化决策与闭环控制等关键技术提供统一的系统基础。

围绕上述目标,算电协同系统可划分为基础设施层、数据接入层、协同计算层、智能决策层、应用服务层和安全保障层。各层在职责上相对分明,在运行中紧密衔接,共同支撑系统的协同运行。

(1) 基础设施层

基础设施层是算电协同系统的物理承载基础,包括计算基础设施、网络基础设施以及能源基础设施。计算基础设施主要包括边缘节点、云平台和高性能计算集群等多层次算力资源,用于承载不同类型业务任务的执行;网络基础设施包括确定性以太网和广域传输链路等通信承载资源,用于支撑状态传输、任务分发和控制信令交互;能源基础设施包括光伏阵列、储能设备和电力监测终端等供能与感知资源,为算力设施运行提供电力支撑。基础设施层既是系统运行的资源来源,也是运行状态产生和反馈的起点,为后续数据接入、协同分析和调度执行提供底层支撑。

(2) 数据接入层

数据接入层承担统一资源感知与数据支撑功能,包括感知模块、建模模块与数据服务模块。该层面向算力、电力和网络等多源异构资源开展实时数据采集、汇聚和预处理,形成对算力负载、任务特征、节点利用率、链路状态、电价信号、绿电出力和储能状态等关键信息的统一表达。同时,该层支持任务行为与资源状态的多维建模,并提供边缘与中心的数据缓存、分发与分析能力,为后续协同分析、任务编排和联合决策提供数据基础。在系统运行过程中,数据接入层承担由底层状态向上层决策传递的关键作用,是形成统一资源视图和支撑闭环运行的基础环节。

(3) 协同计算层

协同计算层位于数据接入层与智能决策层之间,承担跨域任务分析、数据流组织和协同计算编排功能。该层接收数据接入层输出的统一状态视图,将任务特征、数据依赖、候选网络路径、节点能力和供电约束转化为可被优化求解的任务执行图与资源约束图。在此基础上,协同计算层开展任务特性建模、路径解析、动态编排和跨域协同计算,

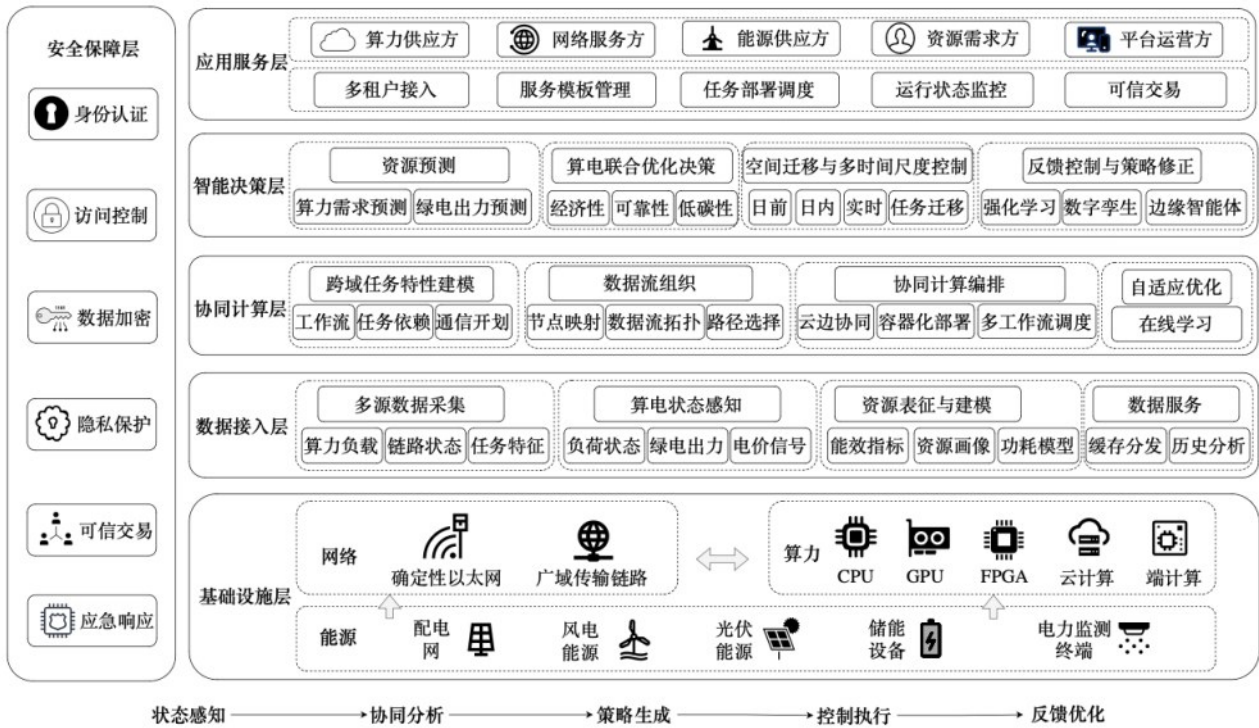


图1 算电协同的系统架构图

实现从“先传后算”向“传算协同”的组织方式转变。其输出并非最终控制指令，而是面向智能决策层的候选执行方案、代价估计和约束边界，从而为上层联合决策提供结构化输入。

(4) 智能决策层

智能决策层是实现算电资源全局优化与任务智能调度的核心层级，融合控制机制与决策智能。该层在协同计算层提供的任务模型、执行路径、资源适配结果和约束边界基础上，结合人工智能、大数据分析和强化学习等方法，对算力需求、电力供给和网络约束进行联合求解，开展资源预测、任务规划、碳排控制与成本评估。在系统运行过程中，智能决策层生成面向不同时间尺度的调度策略，并通过控制平面将策略映射为可执行的算力调度、网络路由和电力响应指令。

(5) 应用服务层

应用服务层负责对算电系统内各类服务能力进行统一注册、封装与组合。该层支持多租户接入、服务模板管理、任务部署调度与运行状态监控，保障算电服务的灵活调用与高效交付。绿色算力调度、边缘任务卸载、负荷弹性管理、园区综合能源协同和智算中心能效优化等典型场景，均可通过应用服务层实现业务映射与能力调用。在系统运行过

程中，应用服务层承担将上层协同能力转化为具体业务应用的作用，并对策略执行效果进行监测和呈现，为后续反馈优化提供服务侧依据。

(6) 安全保障层

安全保障层为算电系统提供全面的可信运行环境。该层涵盖身份认证、访问控制、数据加密、隐私保护、可信交易与应急响应等功能，构建纵深防御体系，保障数据安全、交易可信与服务可用。由于算电协同涉及算力设施、电力系统、网络平台及多类主体的跨域交互，安全保障层贯穿于状态采集、数据流转、分析计算、策略下发和服务调用全过程，是系统稳定运行和可信协同的重要保障。

算电协同功能架构通过六层模块的协同配合，形成了由基础设施层产生运行状态、数据接入层完成统一感知与建模、协同计算层形成跨域任务分析与编排结果、智能决策层生成联合调度策略、应用服务层承载业务落地、安全保障层提供全程可信支撑的运行链条。从运行链路看，数据接入层首先将基础设施层产生的算力负载、网络遥测、电力状态、绿电出力和SLA约束汇聚为统一状态视图；协同计算层在此基础上进行任务依赖解析、候选路径生成、资源可行性筛选和迁移代价估计；智能决策层进一步结合预测模型、优化目标和安全约束，

表 1 算电协同关键技术及其研究现状对比分析

技术类别	核心优势与适用场景	主要局限、代表路线与演进方向
算电协同基础理论	统一跨域资源描述，模型可解释性强，适用于规划分析与约束刻画	指标口径与跨域映射尚不统一；路线：统一度量[13-14]、信息耦合[15-17]、动态边界[18-20]
算电协同的感知迁移技术	可直接调整任务时空分布，适用于批处理及具有迁移弹性的业务	受迁移开销、网络带宽与 SLA 约束；路线：统一纳管[21-23]、协同感知[24-26]、确定性网络[27-28]、绿色迁移[29-31]
算电协同的分析计算技术	能够刻画任务依赖和数据流，适用于工作流与跨域电力智能任务	模型规模和在线求解复杂度较高；路线：任务建模[32-34]、协同编排[35-37]、在线优化[38-39]
算电协同的闭环控制技术	形成预测、决策、执行和反馈闭环，适用于动态协同控制	面临模型误差、稳定性与跨尺度协调问题；路线：资源聚合[40-41]、联合决策[42-45]、分层执行[46-49]、反馈校正[50-51]

生成面向日前、日内、实时及本地快速保护等不同时间尺度的策略。策略下发不宜理解为逐层穿透式传递，而应通过带外控制平面、软件定义网络（Software-Defined Networking, SDN）控制器、基于 IPv6 分段路由（Segment Routing over IPv6, SRv6）的网络控制器、边缘控制代理和电力调度接口分别映射到网络路由、算力编排和电力响应动作；数据面仅承担业务流承载与状态回传。该设计有助于明确控制面与数据面的职责边界，并提升跨域调度的工程可实施性。

相应地，架构评估不应只描述功能模块，还应给出可观测指标体系。典型指标包括任务完成时间、端到端时延、链路利用率、迁移数据量、网络传输能耗、PUE、CUE、绿电消纳率、碳排放强度、SLA 违约率和调度收敛时间等。对于联合优化模型，可将总成本表示为计算能耗、网络传输能耗、购电成本、碳成本与 SLA 违约惩罚的加权和，并以算力容量、供电能力、链路带宽、路径时延、数据隐私等级和电网安全边界为约束。上述指标与模型用于刻画算电协同的性能边界，而非替代具体场景中的工程参数标定。上述指标并非孤立评价项，而是连接“状态感知—协同分析—策略生成—控制执行—反馈优化”的量化接口，可为后续实验验证、工程测试和平台评估提供统一依据。

2.2 算电协同基础理论

算电协同面向电力、算力与网络资源的跨域耦合，其研究难点主要体现于不同系统在运行尺度、度量指标和约束机制上的异质性。围绕上述问题，相关研究逐步形成了统一度量、信息耦合与调节边界分析三方面的理论主线，为后续感知迁移、分析计算和决策控制提供基础支撑。

2.2.1 算电资源的统一度量与体系化表征

跨域协同首先面临的理论问题，在于如何将电力资源、算力资源与网络资源纳入统一框架进行描述与比较。当前，数据中心及算力基础设施的能效评估已不再局限于单一设备功耗，而是逐步转向涵盖服务器、制冷、供配电及整体运行效率的多层指标体系。围绕这一需求，需从能效评价指标梳理、服务器功耗模型构建以及冷却系统机理分析等层面入手，进而形成算力资源与电力资源的统一度量与体系化表征。

在指标体系构建方面，Shao 等^[13]系统综述了数据中心能效评价指标的发展过程，将相关指标按照整体能效、冷却效率和可持续性等维度进行分类，并指出单一指标难以完整反映数据中心资源状态，多指标融合是更适合复杂场景的评价思路。在服务器侧建模方面，Jin 等^[14]对服务器功耗模型进行了系统梳理，指出服务器既是数据中心功率流和热流的基本单元，也是理解信息技术设备与冷却环境耦合关系的关键切入点，因此服务器功耗模型可以同时服务于能耗管理和热管理。

算电资源统一度量与体系化表征的研究重点，在于将服务器、冷却、供配电和网络等多类要素纳入同一能效与状态分析空间，使算力侧“算—网—存”与电力侧“源—网—荷—储”能够在统一描述框架下实现资源认知和能力刻画，从而为后续信息耦合和协同调度奠定基础。

2.2.2 算电信息的耦合交互机理

在统一资源表征基础上，算电协同进一步涉及电力信息与算力信息如何相互映射、相互作用并形成反馈闭环的问题。电力系统中的价格信号、负荷状态和可再生能源出力，会影响计算任务的部署位

置、执行时段和响应方式;算力系统中的任务负载、资源调度与工作负载迁移,又会反过来影响电力系统的需求响应空间和辅助服务潜力。因此,算电信息耦合交互机理所关注的,正是跨域信息在状态感知、联合优化、实时响应和反馈修正中的传递路径与作用方式。

针对互联网数据中心参与需求响应的算电交互机制,Chen等^[15]从综述角度系统总结了相关研究进展,指出互联网数据中心(Internet Data Center, IDC)负荷建模、调节运行机制和经济激励共同构成该领域研究的核心内容,并强调建立适用于电力系统运行分析的数据中心负荷模型,是后续深入研究的重要基础。在辅助服务层面,Wang等^[16]研究了具有计算柔性的数据中心参与电网调频服务的问题,建立了同时覆盖日前竞价与实时跟踪的服务框架,表明数据中心不只是电价响应负荷,也能够通过服务器灵活性参与更快速的电网辅助服务过程。在多区域协同层面,Guo等^[17]面向多个局部能源市场中的地理分布式互联网数据中心,构建了工作负载管理与能量管理相结合的框架,说明算力负荷、储能配置和本地市场交易机制之间可以通过统一优化模型形成更深层的信息交互关系。

可以看出,算电信息耦合交互机理的核心,不仅在于把电力侧状态和算力侧负载纳入同一模型,更在于构建贯穿“状态/价格信号—任务响应—电网反馈—运行修正”的信息循环,使算电协同由资源关联进一步走向过程联动和反馈闭环。

2.2.3 算电资源的可调节能力边界

算电协同面向跨域资源的动态调节与优化,而其实现范围受到任务弹性、系统安全和服务约束的共同影响。对于算力侧,不同任务在时延容忍度、执行连续性、迁移代价和服务等级要求等方面存在显著差异,因此工作负载的可延迟、可削峰和可迁移能力具有明显的场景依赖性;对于电力侧,新能源出力波动、局部市场交易规则和配网运行约束,则共同决定了算力负荷能够被调用的范围和强度。在此基础上,可调节能力边界分析所关注的,正是电力资源与算力资源在不同运行条件下可实现的协同响应区间及其动态变化规律。

在地理分布式场景中,Zhao等^[18]围绕多地数据中心的工作负载与能耗联合管理问题,构建了同时考虑电价变化、运行成本、可再生能源约束和需

求响应要求的调度模型,说明空间迁移和时间迁移共同塑造了数据中心的可调节空间。进一步地,Naoi等^[19]将时空工作负载迁移与数据中心选址问题结合起来,分析100%可再生能源供电条件下空间互补与时间平移的协同作用,指出算力负荷的灵活性边界不仅取决于任务本身,还与区域供能条件和基础设施布局密切相关。在配电侧协同层面,Han等^[20]建立了面向需求响应的数据中心四层联合调度模型,通过分层汇聚区域信息和逐级下发调度策略,进一步揭示了组织架构和调度层级也会影响数据中心可释放的调节能力。

算电资源的可调节能力边界并不是一个固定常数,而是由任务弹性、供能条件、网络环境和服务质量要求共同塑造的动态区间。对这一边界进行模型化刻画,有助于为后续任务迁移、协同计算和联合决策提供更清晰的约束基础。

2.3 算电协同的感知迁移技术

感知迁移技术是算电协同实现动态适配的重要支撑,包括资源统一纳管、状态协同表征、网络确定性保障与任务时空迁移四个环节。其中,资源统一纳管与状态协同表征实现多源异构资源接入与跨域状态感知,构成感知基础;网络确定性保障与任务时空迁移为任务传输、协同控制和负荷动态迁移提供支撑,共同服务于算力负荷与电力资源的时空匹配。

2.3.1 异构资源的统一纳管

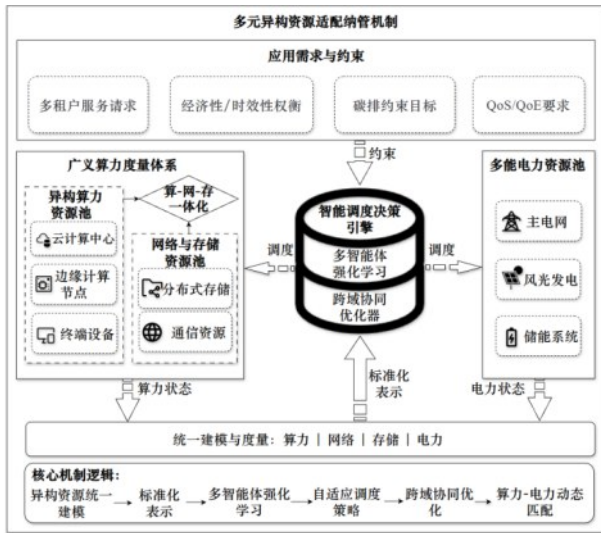


图2 多维资源统一纳管机制

算力与电力的深度耦合正成为新一代信息基础设施绿色转型的重要议题。异构资源统一纳管的核心在于对算力、网络与能源等多类资源进行统一度量、统一描述和统一调度，从而为跨域协同运行提供基础支撑。

在算力侧，李一男等^[21]指出，算力网络的关键在于实现“算—网—存”一体化的异构资源统一度量与建模，从而支撑跨云、边、端场景下的任务调度与服务优化。由于算力节点类型差异显著，仅依赖单一计算维度已难以反映实际业务需求，需要进一步引入网络与存储指标，构建面向服务的广义算力度量体系，以支撑算力与电力资源的精准匹配。在网络侧，Liu等^[22]从通信资源管理视角研究了多小区可见光通信-无线保真（Visible Light Communication-Wireless Fidelity, VLC-WiFi）异构网络中的干扰控制与资源分配问题，其提出的基于干扰控制的多小区资源分配方法通过接入点选择、用户优先级评估及干扰约束下的多小区资源调度，实现了系统吞吐率和用户满意度的同步提升。这表明，异构通信资源的统一感知与协同优化是算力网络资源管理的重要组成部分。在电力侧，Wu等^[23]面向虚拟电厂中的多能建筑群，提出基于多智能体强化学习的动态资源管理框架，使建筑在接入或退出聚合时仍能保持协调运行，该研究验证了智能算法在电力侧灵活资源调度中的适用性，并通过碳交易机制增强了系统的低碳运行能力。

2.3.2 算电状态的协同表征

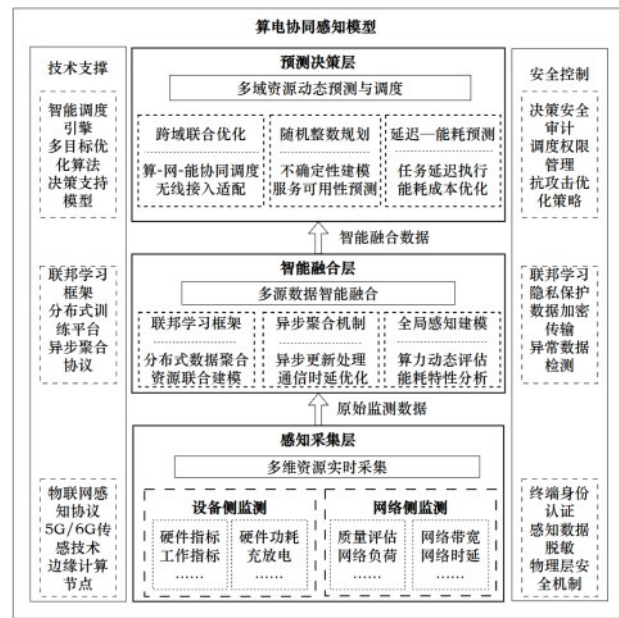


图3 算电协同感知架构

算电资源协同表征是实现算电协同系统智能调度的前提，其核心在于对算力状态、电力供给和网络连接质量等多维资源进行实时获取、融合与预测。现有研究普遍将其划分为感知采集、智能融合和预测决策三个层面。

在感知采集层，研究者通过设备端与网络侧的联合监测，采集计算频率、能耗水平、信道状态及电池充电过程等关键指标。针对可再生能源驱动的边缘计算场景，有研究提出结合电池充电特性与处理器功耗的能量收集模型，从而更真实地刻画算力消耗与能源获取之间的动态耦合关系^[24]。在智能融合层，面向大规模分布式节点的算电协同，研究者采用联邦学习与异步聚合等方法，实现任务特性与资源约束的联合建模，从而动态表征不同节点的计算能力、通信条件与能耗特性，提升全局状态表征的准确性^[25]。在预测决策层，相关研究通过多域资源调度与随机优化方法应对系统不确定性。例如，在雾无线接入网场景下，有研究利用跨域联合优化策略协调带宽、计算频率与无线能量传输，以实现算力与电力资源的高效匹配^[26]。

算电状态协同表征正逐步形成由感知采集、智能融合到预测决策的多层次框架，为复杂环境下的任务调度、资源匹配和运行自适应提供支撑。

2.3.3 协同网络的确定性保障

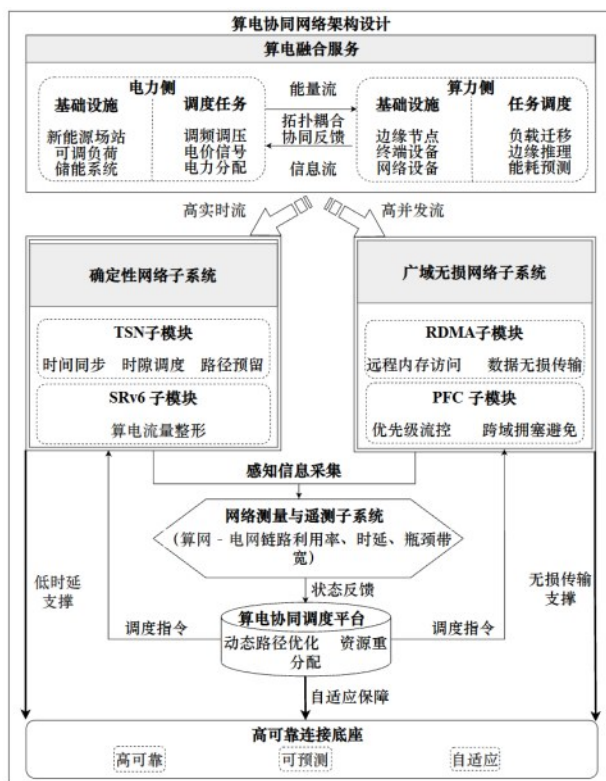


图4 算电协同网络架构

在算电协同体系中,网络既是状态传输与控制闭环的关键支撑,也是任务迁移可行性与执行效率的重要约束。网络时延、带宽和拥塞状态决定迁移范围与响应速度,迁移过程又会重塑网络负载分布。因此,网络架构需由“尽力而为”转向面向迁移协同的确定性承载。

一方面,确定性网络技术——如基于时间敏感网络(Time-Sensitive Networking, TSN)与SRv6等协议的架构——通过精确的时间同步、严格的时隙调度、端到端路径预留以及流量整形机制,能够提供可预测、有界且稳定的端到端传输性能,显著降低时延与抖动,从而满足电网调频、负载迁移与边缘推理等高实时性场景对通信确定性的严苛要求^[27]。

另一方面,在广域跨域环境中,确定性无损通信机制(如广域无损网络, Lossless WAN)结合远程直接内存访问(Remote Direct Memory Access, RDMA)与优先级流控(Priority-based Flow Control, PFC)等技术,可在高并发数据流传输过程中避免丢包、抑制拥塞并保障传输时延的确定性,有

效支撑算力状态回传、能耗预测与电价信号分发等对可靠性与时序一致性高度敏感的关键过程^[28]。但需要指出的是, PFC更适用于受控范围内的数据中心或确定性承载网络;在跨越数百至数千公里的广域网环境中,高往返时延可能放大拥塞传播和队列阻塞风险,甚至诱发拥塞扩散。因此,广域无损传输应建立在专用波长、硬管道隔离、显式拥塞控制、流量工程和路径预留等机制之上,而不能简单将数据中心内部的无损以太网机制直接外推至长距离公网。

面向算电任务的协同网络架构必须以确定性通信机制为基石,融合无损传输、资源感知与闭环调度反馈能力,构建一个高可靠、低时延、低抖动且行为可预测的连接底座,为算电深度融合提供坚实、确定的网络支撑。其控制面应承担拓扑感知、路径计算、带宽预留和策略下发功能,数据面则负责业务流承载与转发执行;二者需要通过遥测反馈形成闭环,才能在任务迁移、能耗预测和电网控制之间实现稳定协同。同时,网络节点本身的光电转换、路由交换、缓存排队和控制信令开销也应纳入迁移收益评估,避免因忽略传输能耗与路由时延而高估跨域协同效率。

2.3.4 算电任务的时空迁移

算电任务的时空迁移是实现算电协同的重要环节,其核心在于根据算力资源、电力供给与网络条件的动态变化,对任务执行位置和时段进行调整,从而实现算力负荷与电力资源的时空匹配。任务迁移通常建立在对任务特征、资源状态和网络承载能力实时感知的基础上,相关状态信息为迁移决策提供依据。

在迁移机制方面,研究的重点在于如何在时延约束、迁移成本、能耗水平和供能条件等多重约束下,实现任务在跨节点、跨区域和跨时段之间的灵活调度。“追随可再生能源”已成为代表性的迁移思路。Qureshi等^[29]较早提出地理空间负荷迁移概念,通过识别不同区域的实时电价与绿电差异,动态迁移计算任务以降低运行成本,阿里巴巴研究院^[30]提出“算力—电力联合优化引擎”,在电价高峰期通过任务迁移与降频运行,将批处理任务从东部高电价区域迁移至西部绿电富集区,李济伟等^[31]提出差分同步与预拷贝结合的迁移优化机制,通过内存页追踪与延迟写回技术,将迁移中断时间

控制在毫秒级。需要进一步区分的是,批处理、离线渲染和部分容器化服务具有较强迁移弹性,而分布式训练、在线交易和实时控制类任务对同步时延与路径稳定性高度敏感,其迁移边界更窄。

算电任务迁移正由面向局部优化的单点调度逐步转向面向全局协同的跨域编排。未来的关键在于,如何在电力系统秒级波动与算力系统分钟级调度之间建立更高效的协同机制,在宏观层面根据绿电出力和电网约束调整任务区域分布,在中观层面依据分钟级负载变化开展任务迁移和实例伸缩,在微观层面通过队列调度、拥塞控制和流量整形保障数据流稳定传输,从而提升迁移效率、运行稳定性与跨域协同能力。

2.4 算电协同的分析计算技术

复杂电力智能任务在跨域算网环境中的执行,受到任务依赖、数据交互和运行波动等多重因素影响,单靠资源感知或任务迁移难以支撑其高效运行。因此,需围绕任务建模、协同编排与自适应优化构建分析计算技术体系。

2.4.1 跨域任务特性建模

多域异构环境中的电力智能任务,通常同时具有前后依赖明显、数据交互频繁、通信开销敏感和节点适配性差异显著等特点。为提高后续任务拆分、路径选择和资源匹配的准确性,现有研究逐步将任务描述由单一计算需求扩展到对依赖结构、通信过程和资源特征的联合刻画。

在任务结构建模方面,Li等^[32]围绕移动边缘计算中的依赖任务调度问题,将任务前驱约束、节点放置与按需功能配置统一纳入建模框架,用于描述具有严格先后关系的任务执行过程。在容器化应用建模方面,Nkenyereye等^[33]引入有向无环图与 workflow 机制刻画容器化边缘应用的执行顺序和中间数据传递过程,以支撑物联网(Internet of Things, IoT)边缘环境中的任务卸载与部署分析。在通信—计算耦合建模方面,Li等^[34]在智能电网故障检测场景中,将数据上传、边缘侧初步处理与云端复杂分析共同纳入任务执行链路,表明任务执行代价不仅取决于模型本身,也与通信组织方式密切相关。

跨域任务特性建模正在由静态的“计算量—执行时长”描述,逐步发展为面向任务依赖、数据流转、通信开销和资源适配关系的综合建模框架,为

后续任务编排与协同执行提供了更具支撑性的输入基础。

2.4.2 电力计算任务的协同编排

跨域电力任务的执行组织,已不再局限于单一节点上的任务放置,而是逐步演变为任务拆分、路径映射、节点选择和资源协调共同参与的联合优化过程。特别是在云边协同、容器化部署和多 workflow 并发场景下,如何统筹任务依赖关系、数据流路径和异构资源状态,成为编排机制研究的核心问题。

在工作流主动编排方面,Ahmadpanah等^[35]面向边缘环境中的容器化 workflow,提出主动式联邦学习框架,同时优化完工时间、能耗和成本,体现出 workflow 编排由被动响应向面向全局目标主动调度的演进趋势。在多约束 workflow 组织方面,Wang等^[36]围绕云边端多隐私级 workflow 调度,将资源分配和任务调度划分为两个阶段,以降低 workflow 内部通信时延并协调不同隐私等级下的执行约束。在动态在线调度方面,Pan等^[37]针对动态云环境中的多实时 workflow,构建基于深度强化学习的调度框架,用于处理 workflow 持续到达和环境持续变化条件下的实时编排问题。

电力计算任务的协同编排正在由静态部署和单维优化,逐步发展为面向任务依赖、数据路径和异构资源状态的网算融合编排框架,为复杂电力业务在跨域环境中的高时效执行提供了方法支撑。

2.4.3 跨域协同计算与自适应优化

多域异构环境中的电力任务执行过程具有明显的动态性。节点负载变化、链路拥塞、任务持续到达以及局部故障等因素,都会使初始部署方案在运行过程中逐渐偏离较优状态。围绕运行期状态变化开展资源再匹配、任务重调度和可靠性增强,已成为跨域协同计算研究的重要方向。

在多资源协同优化方面,Pei等^[38]显式研究了云边系统中任务对计算、缓存和转发资源的竞争关系,建立多资源排队模型,并采用深度强化学习方法优化调度过程,说明协同计算性能瓶颈不仅来自节点之间的任务分发,也来自节点内部多类资源之间的耦合竞争。在电力业务场景下,Dang等^[39]围绕配电网韧性提升中的高频采集数据处理问题,构建云边协同处理架构,并通过在线学习方法动态调整任务卸载和数据切分策略,以同时降低处理时延和设备能耗,体现出运行期优化由静态配置向实时

反馈修正的转变。

跨域协同计算与自适应优化正逐步形成由多资源联合调度、在线学习修正到容错可靠性增强的技术体系,为电力智能任务在复杂跨域环境中的持续高效运行提供了重要支撑。

2.5 算电协同的闭环控制技术

算电协同闭环控制是由“可调资源建模—联合决策—分层执行—反馈校正”构成的递进链条。首先,需要将多能资源、算力负荷和网络能力抽象为可调用的柔性边界;其次,在预测误差与多重约束下生成算力、电力和网络资源的联合调度方案;再次,将全局方案分解到日前、日内、实时及本地快速控制等时间尺度执行;最后,根据遥测结果、任务履约与供能偏差滚动修正模型和控制策略。依照上述运行逻辑,本节将闭环控制技术划分为四个相互衔接的环节。

2.5.1 可调资源聚合与协同建模

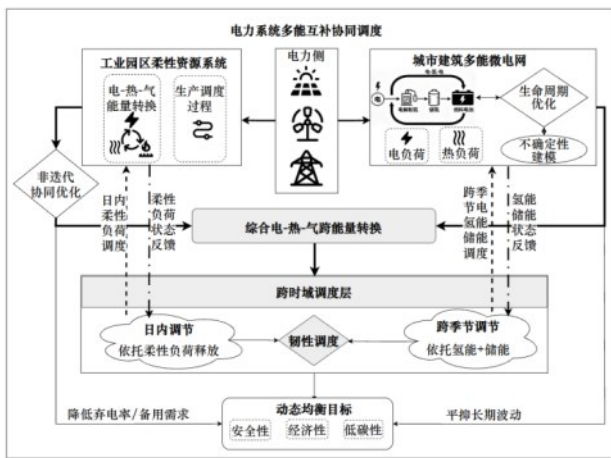


图5 多能互补协同调度机制

闭环控制的起点是识别并聚合系统内部可被调度的柔性资源,将设备级运行状态转化为上层决策

可调用的能力边界。Hui等^[40]将多能工业园区抽象为高维柔性区域,在不暴露园区内部生产与能量转换细节的条件下,向电网提供可行调节区间,实现电网与园区的非迭代协同。Elkadeem等^[41]面向城市建筑综合体构建“电—氢—电”多能微电网,通过光伏、风电、电池、燃料电池与制氢设备的联合建模,刻画短周期储能与长周期氢储能的互补调节能力。上述研究表明,形成边界明确、可汇聚且可验证的资源模型,对后续联合决策来说是非常重要的。

对算电协同而言,可调资源聚合还需纳入任务可延迟性、服务器功率调节范围、储能荷电状态、网络可用带宽与关键业务SLA等约束。该环节的主要优势是能够在保护主体隐私和设备自治性的同时形成统一的柔性描述;其局限在于不同资源量纲、响应速度与持续时间差异显著,边界模型仍依赖场景参数标定,并可能随负荷和供能状态动态变化。因此,资源聚合结果应作为联合决策的动态输入,而不宜被视为固定容量。

2.5.2 不确定性下的联合优化决策

在获得可调资源边界后,系统需要面向新能源出力、计算负载、网络状态与价格信号的不确定性生成联合调度方案。该环节的核心是以资源聚合结果为可行域,在经济性、可靠性、服务质量和低碳目标之间进行权衡,并确定任务部署、功率分配、储能充放电与网络路径等决策。

在技术路线方面,杨苹等^[42]将电网运行约束引入算力调度框架,体现了由单侧资源优化向算电联合决策的转变;Wierman等^[43]建立数据中心需求响应能力模型,为算力负荷参与电力调节提供了理论基础。面向预测误差,王波等^[44]采用Wasserstein分布鲁棒优化提高多能系统对概率分布偏差的适应

表 2

算电协同闭环控制的关键环节与研究现状

控制环节	核心任务与递进关系	代表性方法与文献
可调资源聚合与建模	识别多能、算力、储能与网络柔性,形成联合决策的动态可行域	柔性区域模型[40];“电—氢—电”多能协同与不确定性建模[41]
不确定性下联合决策	在资源边界内权衡经济性、可靠性、服务质量与低碳目标,生成全局策略	算电联合调度[42-43];分布鲁棒优化[44];多智能体协同[45]
多时间尺度分层执行	将容量、功率与任务策略分解为日前、日内、实时及本地快速控制动作	算电协同调度[46-47];分层滚动优化与MPC[48-49]
运行反馈与策略校正	评估预测与履约偏差,更新资源边界和模型参数并触发下一轮滚动决策	边缘侧自主协同[50];自适应数字孪生与动态迁移[51]

能力；面向多主体协同，盛四清等^[45]利用多智能体方法协调局部决策与全局目标。确定性与鲁棒优化具有约束清晰、结果可解释的优势，但模型规模和在线求解复杂度较高；学习型方法具有较强的环境适应能力，但依赖训练数据，并面临可解释性、稳定性与安全验证问题。

总体上，联合决策已由确定性单目标优化演进为不确定性条件下的多目标与多主体协同优化。其更适用于日前/日内计划、跨区域资源分配及分钟级滚动决策，难以直接承担微秒级或毫秒级的数据流控制。因此，联合决策的输出应是容量预留、任务分布、功率边界和服务等级等可执行策略，而非逐项穿透到设备与网络队列的微观控制指令。

2.5.3 多时间尺度的分层控制执行

联合决策形成后，需要依据不同对象的动态特性将其分解为多时间尺度控制动作。马浩然等^[46]在数据中心与储能接入的主动配电网场景中开展经济调度研究，杨威等^[47]进一步讨论数据中心供能系统的协同运行，为算力、电力与储能的分层执行提供了研究基础。从控制周期看，日前与日内层主要依据绿电预测、负荷预测和电价信号确定区域任务分布、容量预留和储能计划；秒级至分钟级层通过任务队列调整、频率调节、弹性扩缩容与储能充放电应对运行扰动；微秒级至毫秒级层则由网络侧完成拥塞控制、队列管理、流量整形与确定性转发。

分层控制的关键在于保持不同时间尺度之间的约束传递与职责边界。上层电力与算力联合策略不宜直接映射为网络微观转发动作，而应通过功率上限、容量配额、任务优先级和 SLA 边界影响下层资源分配。在方法上，分层滚动优化与模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）可利用最新状态周期性修正计划。颜湘武等^[48]将 MPC 用于配电网多时间尺度无功优化，Amini 等^[49]通过硬件在环试验验证了 MPC 协调虚拟电厂与分组化资源的可行性。该类方法具有约束处理能力强、便于滚动执行等优势，但控制效果取决于状态估计与预测模型的准确性。

2.5.4 运行反馈与策略校正

分层控制动作执行后，系统还需将供能偏差、任务完成质量、链路状态、设备响应与 SLA 履约结果返回决策端，以判断资源模型和调度策略是否

仍然有效。运行反馈是闭环区别于一次性优化的关键：它既用于发现预测误差和执行偏差，也用于更新柔性边界、修正模型参数并触发下一轮滚动决策。

在反馈机制设计中，应形成“状态采集—偏差评估—原因识别—策略修正—效果验证”的闭环链路。状态采集侧可利用网络遥测、设备监测与数字孪生获得跨域运行数据；偏差评估侧比较计划功率、实际供能、任务时延、迁移开销和碳排放等指标；策略修正侧根据偏差来源调整预测模型、资源边界、惩罚系数或控制周期。当局部扰动超过上层计划的可调范围时，系统应启动服务降级、备用资源切换或本地安全保护，避免闭环校正过程影响关键业务连续性。

现有研究已开始由集中式滚动优化向云边协同反馈演进。甘润东等^[50]通过数据中心聚合商协调负荷时空转移与需求响应，体现了边缘侧根据局部状态自主修正运行策略的能力；Zhang 等^[51]利用自适应数字孪生与双向拍卖机制动态调整数字孪生放置和迁移，使资源状态、任务决策与执行结果能够持续交互。这一演进表明，闭环控制的重点不只是提高求解精度，还在于建立可观测、可校正和可验证的运行机制，从而将前述资源建模、联合决策与分层执行真正连接起来。

2.6 技术演进脉络与路线比较

综合上述研究，算电协同技术总体经历了由单设施能效优化向跨域资源联合调度、再向多时间尺度闭环控制的演进。早期研究以 PUE、CUE 等指标和服务器—制冷系统节能为主，重点解决数据中心内部的能效度量与局部优化问题；随后，需求响应、任务迁移和可再生能源感知调度将数据中心视为可调节负荷，研究对象由单一园区扩展至地理分布式算力资源；当前则进一步将网络承载、电网安全边界、碳约束和市场机制纳入统一框架，形成“感知—分析—决策—执行—反馈”的跨域闭环。

从调节对象看，现有技术可概括为两条主要路线。任务时空迁移与绿色感知调度通过跨节点、跨区域或跨时段转移负荷追踪绿电与低电价，具有减碳收益直接、资源利用范围广等优点，适合批处理、离线分析及具有迁移弹性的业务；其不足是受数据搬移、网络传输能耗、广域时延和 SLA 约束，难以直接用于强实时或强同步任务。本地供能—储

能—算力协同则通过微电网、储能、功率约束和服务器调频在节点内部完成快速调节,能够减少广域迁移依赖并提高关键业务连续性,但建设与运维成本较高,且调节空间受本地新能源禀赋与储能容量限制。

从决策方法看,数学优化、滚动控制与学习型方法各具适用边界。确定性优化、分布鲁棒优化和 MPC 具有约束表达清晰、结果可解释、便于嵌入安全边界等优势,适用于日前计划、容量配置与分钟级滚动控制,但对模型准确性和求解效率要求较高,鲁棒模型还可能因保守性牺牲部分经济性。强化学习和多智能体方法能够利用运行数据适应高维动态环境,适合在线资源匹配与分布式协同,但存在训练样本依赖、可解释性不足以及策略稳定性和安全可验证性较弱等问题。不同路线并非相互替代,而应依据业务时延、任务可迁移性、电网约束和平台控制周期进行组合。

面向工程部署,更可行的演进方向是形成“全局优化—边缘快速控制—本地安全保护”的分层混合架构:上层利用预测与优化确定区域任务分布、容量预留和能碳目标,中层依据实时状态开展队列调整、弹性伸缩和储能协同,底层依托确定性网络、功率保护和规则控制保障关键业务稳定。该路线兼顾全局经济性、在线适应性和运行安全性,也为后续技术验证与标准化提供了清晰的比较基准。

3 算电协同典型应用场景

围绕电力系统与算力系统在不同主导目标下形成的资源协同过程,本文将典型应用场景归纳为两类。一类是“算随电调”,即以新能源消纳与电网灵活调节需求为牵引,通过任务迁移、负载时移与

弹性编排,使算力负荷具备可感知、可调节和可响应能力,从而将传统刚性算力需求转化为适应新能源波动特性的柔性负荷资源;另一类是“电随算用”,即面向大模型训练、智算中心与边缘推理等高密度算力需求,通过多能互补、储能协同与云边供能体系构建高可靠、高韧性的能源保障能力,以支撑新型算力基础设施连续稳定运行。前者更依赖感知迁移、网络确定性保障和低碳调度,后者更依赖协同计算、多能供给和闭环控制,两类场景共同构成算电协同由资源耦合走向系统协同的重要应用形态。

3.1 面向新能源消纳的算力负荷柔性响应模式

在算电协同场景下,算力负荷柔性响应的核心逻辑在于:利用计算任务在时间与空间上的可调节特性,将具备可迁移性、可延迟性与可分解性的算力需求转化为能够动态适应新能源波动的柔性负荷资源。通过任务跨区域迁移、执行时段弹性调整以及负载动态编排,使算力需求主动匹配可再生能源出力变化,从而提升绿色能源利用水平并降低高碳能源依赖。围绕这一方向,现有研究逐步形成了跨区域任务迁移、算能联合优化以及边缘侧弹性负载响应等研究路径,表明算力系统正在由传统静态耗能设施向具备主动响应能力的新型柔性负荷主体演进。

3.1.1 跨区域任务迁移驱动的绿色能源利用

围绕地理分布式场景下的绿色算力调度问题,Wang 等^[52]较早研究了可再生能源供给约束下的数据中心虚拟机迁移策略,通过构建绿色感知的迁移模型,提高了绿色能源利用率并有效降低冷却能耗,说明跨区域任务迁移能够直接改变数据中心能源消费结构。Cai 等^[53]进一步提出 GreenSprint 框

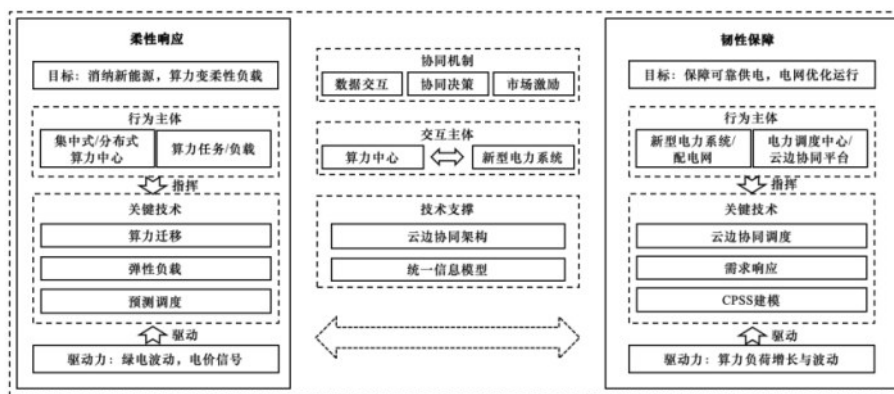


图6 算电协同典型应用场景

表 3 算电协同典型应用场景:柔性响应与韧性保障对比分析

场景	优化目标	文献	方案	技术方法
面向新能源消纳的算力 负荷柔性响应	跨区域碳减排效益 和绿电消纳率	文献[52]	构建可再生能源约束下的跨数据中心虚拟机迁移框架, 实现任务向绿电区域动态迁移	绿色感知虚拟机迁移与 冷热负载协同优化
		文献[53]	提出 GreenSprint 框架, 在可再生能源驱动条件下联合优化供能与计算冲刺能力	热感知任务调度与动态 电源协同机制
		文献[54]	将实时电价与跨区域任务迁移联合建模, 实现业务向低碳低价区域动态转移	电价驱动的跨区域负载 迁移策略
		文献[55]	构建可再生能源感知的云服务迁移机制, 实现非绿色能源替代	服务迁移与绿色能源感 知优化
	系统综合能效指标	文献[56]	构建基于可持续能源供给的高能效计算框架	能源分配与计算执行联 合优化
		文献[57]	建立“能源—数据—计算”联合优化模型, 实现数据迁移与能源迁移协同	数据迁移与能源迁移协 同优化
	终端业务 Qos	文献[58]	面向移动边缘计算系统开展能效资源优化配置	通信—计算资源联合分 配方法
		文献[59]	面向边缘场景构建弹性负载自适应调度机制	基于模糊规则系统的边 缘负载调度
面向高密度算力需求的 电力供给韧性保障	可靠性和拓展性	文献[60]	提出面向未来大电网的调度云架构, 实现多级协同供能与计算分析	云化调度与多级协同计 算机制
		文献[61]	构建边缘计算驱动的电力物联网架构	云边协同感知与分布式 边缘处理
		文献[62]	提出云—边—端协同智能电网运行体系	云边端协同计算与实时 状态感知
	系统防御成本和失 负荷风险	文献[63]	构建融合预测与优化的协同调度框架	时间序列预测与智能优 化算法
		文献[64]	提出面向配电网不确定性的云边协同调度机制	不确定性建模与云边协 同优化调度
		文献[65]	构建日前一日内一实时多时间尺度调度框架	多时间尺度预测与智能 优化调度
	系统综合调节能力	文献[66]	提出面向主动配电网的多微网协同供能机制	终端业务服务质量

架, 在可再生能源驱动条件下联合设计电源选择机制与热感知调度策略, 验证了在绿电充足时提升计算冲刺能力的可行性, 表明任务执行强度可以随能源状态动态调整。Zhang 等^[54]则将跨数据中心虚拟机迁移与实时电价信号相结合, 通过引导业务向低碳、低价区域转移, 显著降低褐色能源成本, 体现出能源价格机制对算力迁移行为的驱动作用。Mandal 等^[55]从服务迁移角度出发, 研究了可再生能源感知的云服务迁移方法, 指出在较小额外开销下即可实现非可再生能源向可再生能源的有效替代。上述研究表明, 跨区域任务迁移已成为实现“算随电调”的核心技术抓手, 其本质在于利用计算任务的时空可重构性提升新能源消纳能力。

3.1.2 面向低碳目标的算能联合优化

相较于仅关注任务迁移的研究路径, 另一类工作进一步将能源分配、数据流转与计算执行纳入统一优化框架, 以实现更高层次的算能协同。Abbas 等^[56]构建了基于可持续能源供给的高能效计算框架, 通过优化能源分配与计算执行之间的匹配关系, 实现了能耗成本与系统效率的同步改善, 反映出算力任务优先级与能源利用效率之间存在可协调的内在联系。da Silva 等^[57]则从微型数据中心场景出发, 研究了数据迁移与能源迁移的联合优化问题, 构建了“能源—数据—计算”协同优化框架, 显著降低了非绿色能源消耗比例。这类研究说明, 新能源消纳并不局限于将任务简单迁移至绿电富集区域, 更重要的是在统一模型中协同优化能源供

给、数据传输和计算处理过程,从而形成多资源耦合驱动下的绿色调度机制。

3.1.3 面向边缘场景的弹性负载调度

随着绿色计算研究由集中式数据中心逐步拓展至边缘和雾计算环境,边缘侧弹性负载调度开始成为新能源就地消纳的重要支撑。Liu等^[58]面向移动边缘计算系统研究了能效资源分配问题,通过加权总能效优化模型实现通信与计算资源的联合配置,表明边缘侧资源调度对系统绿色运行具有重要影响。在边缘负载自适应调度方面,Seddiki等^[59]通过模糊规则系统协调能源成本、时延与服务质量之间的关系,提高了可再生能源使用比例。总体上看,边缘场景下的弹性负载分配研究拓展了“算随电调”的应用边界,使新能源消纳从跨区域调度进一步延伸到分布式末端场景。

面向新能源消纳的算力负荷柔性响应研究,已经由单一的数据中心绿色迁移问题,逐步演进为面向跨区域、跨层级与跨资源协同的综合响应体系。其核心特征在于,利用计算任务的可迁移、可延迟和可弹性分配属性,使算力负荷具备对新能源时空波动的动态适应能力。现有研究已在任务迁移、算能协同优化与边缘弹性调节等方面形成一定基础,但在真实广域网络环境中,任务迁移仍受到网络时延、数据搬移成本和服务质量约束的共同影响。因此,后续研究需要在绿电消纳收益与业务性能保障之间建立更精细的协同评估机制。

3.2 面向高密度算力需求的电力供给韧性保障体系

与新能源驱动下的算力负荷柔性响应不同,面向高密度算力需求的电力供给韧性保障,更强调围绕大规模算力集群形成稳定、连续且具备抗扰动能力的能源支撑体系。尤其在大模型训练、超算中心运行以及边缘智能推理等场景中,算力负荷呈现高密度、高波动与长时连续运行等特征,对供电系统的灵活调节能力、故障恢复能力以及多能源协同能力提出了更高要求。需要特别关注的是,分布式人工智能训练不仅是高能耗计算任务,也具有强通信依赖。大规模图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)集群通常依赖全归约(All-Reduce)等参数或梯度同步操作,东西向流量对带宽、时延、抖动和丢包极为敏感。若仅为追随绿电而将紧耦合训练任务跨广域拆分,广域链路传播时延和中间节

点转发开销会放大同步等待时间,进而形成“通信墙”,导致GPU空转等待、广域链路占用增加和训练效率下降。因此,“电随算用”场景中的能源保障应优先服务于集群连续供电、局部微网自治和高可靠网络互联,而不是简单推动任务跨域分散。

3.2.1 面向算力新负荷的云边协同供能架构

针对高比例分布式能源接入及新型负荷快速增长背景下电力系统调度灵活性不足的问题,Jian等^[60]借鉴云计算服务化思想,提出面向未来大电网的调度云架构,并围绕计算任务映射、在线分析服务和多级协同机制展开研究,为复杂电力系统中的协同计算提供了体系化支撑。Liu等^[61]进一步从电力物联网视角提出边缘计算驱动的体系架构,将电网物理层与信息层有机结合,说明分层分布式信息处理机制对于支撑配电网监测、保护及控制具有重要意义。Deng等^[62]进一步指出,在分布式能源广泛接入和电网数字化程度持续提升的背景下,云一边一端协同将成为智能电网感知、分析和执行的一种基础范式。这些研究共同表明,面向算力新负荷需求,电力系统正由传统供电网络向具备感知、计算、决策和快速响应能力的智能供能体系转型。

3.2.2 面向不确定性的协同优化调度

除体系架构外,如何在可再生能源出力波动与算力负荷不确定性并存条件下实现稳定供能,是“电随算用”研究的关键问题。Ma和Hou^[63]面向异构可再生能源调度问题,构建了结合时间序列预测与智能优化算法的联合框架,将预测结果嵌入调度模型中实现成本与排放的协同优化,表明面向未来负荷需求的前瞻性调度具有显著价值。Shen等^[64]针对分布式光伏不确定性条件下的配电网调度问题,提出云边协同调度方法,在边缘侧处理局部不确定性,在云端实现全局协调,并通过电压与潮流约束提升系统运行安全性。Su等^[65]在交直流混合配电系统场景中,进一步引入云一边一设备协同机制,构建涵盖日前、日内和实时的多时间尺度调度框架,以增强系统对动态负荷和通信扰动的适应能力。可以看出,面向算力新负荷的能源保障问题,已不再是传统意义上的容量扩张问题,而是一个涉及预测、协调与实时控制的多时间尺度协同优化问题。

3.2.3 面向高可靠供给的微电网与分布式支撑机制

在高连续性算力业务场景下,仅依赖主网供电

难以充分满足供能可靠性与局部自治需求,因此微电网、储能和分布式能源支撑机制成为“电随算用”的重要组成部分。Li等^[66]针对含多微网的主动配电网经济调度问题,提出基于云边计算的协同方法,在降低通信负担和保护数据隐私的同时,实现了较高质量的调度结果,这表明,微电网不仅能够作为电力系统末端的分布式资源单元参与协同优化,而且能够为高可靠算力中心提供局部自治、弹性调峰和应急支撑能力。对于AI训练集群、超算平台等高负荷、高可靠需求场景而言,构建主网、微电网与储能相结合的复合供能结构,将是实现“电随算用”的重要发展方向。

面向高密度算力需求的电力供给韧性保障研究,已逐步由传统电力扩容模式演进为面向多能源协同、动态感知与实时调节的综合能源保障体系。现有研究已在云边协同供能、多时间尺度优化调度以及微电网与储能支撑等方面形成一定基础,但围绕大模型训练、超算中心与边缘智能等典型场景,仍需进一步加强对高密度算力负荷突发性、供能连续性、网络同步依赖以及储能协同机制的系统建模。其核心目标在于提升能源系统对高强度算力需求的持续支撑能力与运行韧性,从而保障新型算力基础设施稳定高效运行。

综合表3及上述场景分析可以看出,现有研究已围绕任务迁移、能耗优化、可再生能源消纳、数据中心需求响应和协同供能等方向形成了较为丰富的技术方案,但不同方案的适用边界存在明显差异。总体而言,基于时空迁移和绿电感知调度的方案更适用于批处理任务、离线分析任务、弱交互推理任务以及可中断服务。这类业务通常具有较强的时间弹性或位置弹性,能够通过延迟执行、区域迁移或任务重排来响应绿电出力 and 电价变化,从而获得较好的低碳收益和成本优化效果。

然而,对于强同步、强交互和严格低时延业务,跨域迁移并不总是有效。分布式人工智能训练、实时工业控制、电网保护控制和高频交互式业务通常对端到端时延、网络抖动和数据同步一致性具有较高要求,广域迁移带来的传播时延、路由调度开销、数据搬移能耗和中间节点功耗可能抵消绿电消纳带来的收益,甚至导致服务质量下降。特别是在大规模图形处理器集群训练场景中,节点间梯度同步对网络性能高度敏感,跨区域拆分可能引发

通信墙问题,使计算资源长期处于等待状态。

此外,现有方案大多侧重计算能耗、电价或可再生能源出力建模,对网络传输能耗、路由调度时延、安全合规成本和跨域运维复杂度考虑不足。在真实广域网络环境中,任务迁移不仅涉及计算资源重新分配,还涉及数据预取、模型参数同步、链路带宽预留、跨域身份认证和安全审计等过程。因此,未来算电协同研究需要从单一能耗优化转向“计算—网络—电力—安全”一体化评估,在明确业务类型和任务弹性边界的基础上,区分适合跨域迁移的弹性业务与需要本地连续保障的强耦合业务,从而提升方案的工程可行性和应用针对性。

4 算电协同生态建设

算电协同生态建设需要明确不同主体的作用边界与协同关系。电力侧重点在于保障供电安全、提升绿电消纳和释放灵活调节能力;算力侧重点在于优化基础设施布局、提升任务执行效率并保证服务质量;平台侧重点在于资源聚合、状态建模、协同调度和可信计量;用户侧重点在于表达业务SLA、低碳偏好和可调节需求。四类主体通过价格信号、调度接口、服务合约和可信验证机制形成协同闭环,避免生态建设部分仅停留于主体罗列。

4.1 电力侧发展与绿色转型

4.1.1 优化可再生能源供给体系

数据中心作为高耗能产业,其绿色转型的核心在于构建稳定、经济的可再生能源供给体系。Wedan等^[67]研究揭示了可再生能源在数据中心应用中的关键矛盾:虽然风光发电可显著降低碳足迹,但其间歇性特征导致无法实现全天候供电,该研究对比了三种典型方案:电网依赖模式、纯电池储能方案及氢能混合储能系统。结果显示,电网依赖模式下需将63.1%的电力回注电网以实现跨时段平衡,这不仅增加了电网调度压力,还造成约12%的能量损耗。而完全离网的氢能方案虽可实现能源自主,但其单位电力成本达到传统电网的2.3倍,经济性面临严峻挑战。Sheehan等^[68]通过美国西北部数据中心集群的案例分析,展示了微电网技术的实践价值,该地区依托廉价水电资源,结合电池储能和柴油备用系统,使可再生能源渗透率达到78%,同时通过参与电力市场辅助服务获得额外收益。这一案例表明,区域资源禀赋与政策激励(如税收优

表 4

算电协同生态建设关键作用与研究现状对比

生态侧	核心目标	代表性技术路径与研究
电力侧发展与绿色转型	构建稳定、经济的可再生能源供给与灵活调节能力	可再生能源与储能混合供能体系 [67]; 微电网与备用电源协同运行机制 [68]; 数据中心作为虚拟电厂参与调频与调峰 [69-70]; 分级需求响应与碳响应度建模 [71-72]
算力侧规划与能源协同	在碳约束下优化算力基础设施布局与运行方式	多目标算力选址与冷却-能源组合优化 [73]; 跨区域负载迁移与碳流追踪机制 [74]; 储能容量与可再生能源出力特性协同配置 [68]
平台侧建设与功能优化	实现算电资源的统一感知、预测与协同调度	云-边-端协同调度平台 [75]; 基于数字孪生的算力-能耗建模与预测 [76]
用户侧协同与服务创新	挖掘算力负载灵活性并构建市场化激励机制	多类型需求响应资源挖掘 [77]; 多主体联合 DR 与收益分配机制 [78]; 基于区块链的算力-能源-碳交易模式 [79]

惠)的协同,是优化可再生能源供给体系的重要突破口。

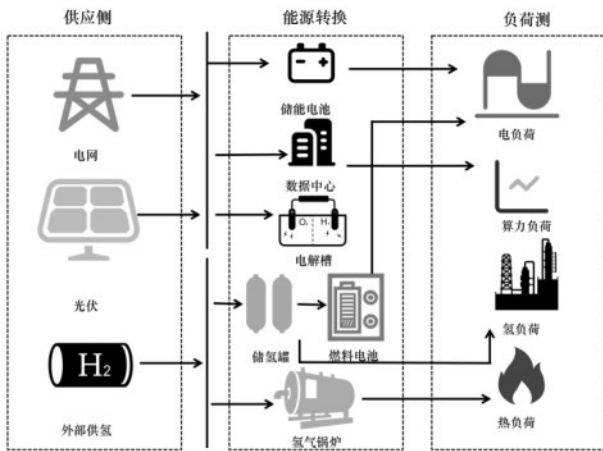


图7 传统可再生能源供应体系

4.1.2 完善供需动态平衡机制

随着可再生能源渗透率提升,电网对灵活性资源的需求呈现指数级增长。Paananen^[69]系统论证了数据中心作为“虚拟电厂”的潜力:其不间断电源(Uninterruptible Power Supply, UPS)系统可在100ms内响应频率调节指令,电池储能系统(Battery Energy Storage System, BESS)储能单元则适合参与日前市场的调峰服务,研究特别指出,数据中心负荷的“热惯性”特性(服务器可耐受短时过热)使其成为理想的慢速需求响应(Demand Response, DR)资源,可有效平抑风光发电的日内波动。Xing与Lee^[70]的实证研究揭示了DR实施中的深层障碍:在测试的37个案例中,过度复杂的碳强度信号解析导致调度延迟平均达45分钟;而严格的SLA要求使得仅21%的批处理作业可参与负荷迁移。作者提出的“碳响应度”分级框架,通过将工作

负载划分为关键型(<5%可调)、弹性型(30-50%可调)和延迟容忍型(>80%可调),实现了DR参与度的量化管理。这一发现为构建分级响应的动态平衡机制提供了理论依据。

4.1.3 提升算力产业支撑能力

算力基础设施的电网支撑能力需要从硬件冗余向智能响应转变。Taghinezhad-Niar等^[71]开发的RCSECH算法,创新性地将供电可靠性作为约束条件而非优化目标,在雾计算节点到云数据中心的异构环境中,实现了能耗与服务质量(Quality of Service, QoS)的帕累托最优。测试数据显示,该算法在突发断电场景下可使备用电源的切换时间缩短至17ms,同时通过工作负载的跨层迁移降低8%的峰值需求。此外,Yang等^[72]进一步从多数据中心互联场景出发,提出基于需求响应的联络线功率平滑方法,通过数据中心内时间迁移、数据中心间空间迁移以及UPS电池协同控制,增强了数据中心对可再生能源波动和电网功率扰动的响应能力,表明算力基础设施可由传统被动负荷进一步演化为具备主动调节能力的电网友好型柔性资源。

4.2 算力侧规划与能源协同

4.2.1 规划与布局算力基础设施

碳足迹约束正在重塑全球算力基础设施的布局

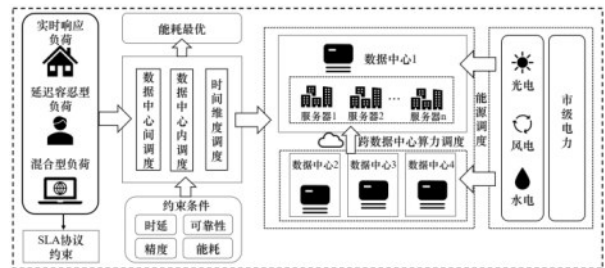


图8 可再生能源供应体系

逻辑。Wang 等^[73]构建的多目标优化模型显示,在中国“东数西算”工程背景下,将数据中心向可再生能源富集区域迁移可产生显著的减排效益。模型量化比较了三种冷却技术(风冷、液冷、相变冷却)与五种能源组合(煤电、风光、水电、核电、混合)的 45 种配置方案,发现内蒙古地区采用直接风冷+风电的方案可使 PUE 降至 1.15,但需承受 9-12ms 的网络延迟;而长三角地区采用液冷+核电的方案虽 PUE 较高(1.25),但能保证<2ms 的延迟。Acun 等^[74]的 Carbon Explorer 框架进一步提出“碳流追踪”方法,通过分析亚马逊云科技全球基础设施的用能数据,证实跨大洲的工作负载调度可提升风光互补效益达 34%,该研究特别强调,储能系统的配置需与本地可再生能源的出力特性匹配:在光伏主导区域,4 小时储能容量可覆盖 80% 的夜间需求;而在风电主导区域,需要 12 小时以上储能才能实现类似效果。

4.2.2 构建算力-电力接口技术

微电网控制系统的智能化演进正推动算力—电力深度耦合。Sheehan 等^[68]详细解剖了微软在华盛顿州建设的“碳中和微电网”:系统包含 2MW 光伏阵列、1.5MW/6MWh 锂电池组和 800kW 燃料电池,通过基于国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC) 61850 标准的通信协议实现与配电网的毫秒级交互。该案例中开发的“三状态控制器”(并网、孤岛、过渡模式)可在电网故障时 15ms 内完成切换,确保关键计算任务的零中断。

4.3 平台侧建设与功能优化

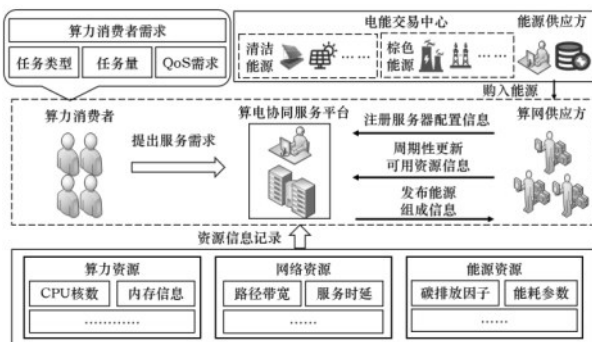


图9 算电协同服务平台架构

云边协同架构和人工智能技术的融合,正在催生新一代算电协同平台。Hao 等^[75]设计的“三阶段

云边调度框架”创新性地将时空特性引入 DR 资源分配:在日前阶段,云端基于全球气象数据优化风光出力预测;在日内阶段,边缘节点根据本地负荷特性调整储能充放电策略;在实时阶段,通过改进的共识算法实现分布式资源的最优匹配。该平台在浙江某工业园区实测中,将分布式光伏的消纳率从 68% 提升至 89%。Clark 等^[76]的 CONDOR 平台则构建了数字孪生新范式:通过采集 10 万个服务器节点的实时功耗数据,训练出可解释性强的决策树模型,准确预测不同工作负载组合下的功率曲线。这种细粒度建模使得平台可精确量化每项计算任务的边际碳足迹,为绿色云计算定价奠定基础。值得注意的是,这两个平台都采用“联邦学习”架构,在保证数据隐私的前提下实现跨区域协同优化。

4.4 用户侧协同与服务创新

4.4.1 推进需求侧响应模式

数据中心灵活性的多元化开发成为研究热点。Takci 等^[77]的 meta 分析显示,现有技术可挖掘六类灵活性资源:计算负载、制冷系统、储能设备、备用发电机、余热利用和光储一体化。其中,谷歌在比利时实施的“温度跟随 DR”方案尤为突出,通过将服务器进口温度从 25°C 动态提升至 32°C,在夏季用电高峰时可削减 14% 的制冷负荷。Zhang 等^[78]提出的 DCAopt 框架则解决了多主体协同难题:采用“纳什议价解”理论设计收益分配机制,使得参与联合 DR 的 5 个数据中心在保证各自 QoS 的前提下,整体收益提升 22%。该框架还创新性地引入“灵活性期权”概念,允许数据中心提前 24 小时向电网出售可中断容量期权,既降低了电网调度不确定性,又为数据中心创造了稳定收益流。

4.4.2 创新算力能源交易模式

算电协同系统涉及算力供应商、电力供应商、网络运营方与任务需求方等多类主体,资源交易需同时保证信息可追溯、撮合结果可执行和履约责任可量化。区块链可利用分布式账本记录资源状态、报价与履约结果,智能合约则依据预设规则自动完成“资源撮合—服务执行—履约验证—费用结算”。为避免交易机制仅停留在定性描述层面,下面对资源撮合与结算关系进行形式化表示。

设供应方集合为 I , 任务集合为 $J, x_{ij} \in \{0,1\}$ 表示任务 j 是否由供应方 i 承接, D_j 与 B_j 分别表示任务的算力需求和带宽需求, C_i 与 E_i 分别表示供应

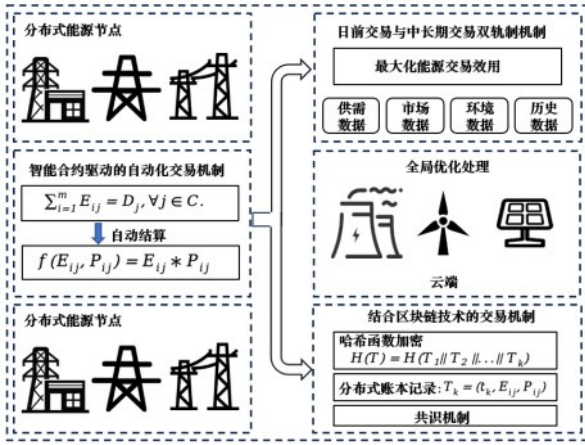


图10 可信算力能源交易模式

方的可用算力容量和结算周期内可用电量, E_{ij}^{com} 与 E_{ij}^{act} 分别表示合约承诺供能量和实际履约供能量, L_{ij} 和 SLA_j 分别表示端到端实际时延和合约时延上限。进一步以 p_i^c 、 p_i^e 和 p_{ij}^n 分别表示单位算力价格、单位绿色电力价格和网络保障价格, 以 λ_E 与 λ_{SLA} 表示预测偏差惩罚系数与 SLA 违约惩罚系数。智能合约的结算函数可写为:

$$F = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{ij} (p_i^c D_j + p_i^e E_{ij}^{act} + p_{ij}^n B_j - \lambda_E |E_{ij}^{act} - E_{ij}^{com}| - \lambda_{SLA} \max(0, L_{ij} - SLA_j)) \quad (1)$$

式(1)中, 前三项依次为算力服务费用、绿色电力费用和网络保障费用, 第四项采用绝对值刻画实际供能量相对合约承诺量的双向偏差, 第五项对超过 SLA 上限的时延进行惩罚。惩罚系数可依据市场规则、任务优先级与违约损失进行标定, 从而在资源收益与履约风险之间形成可执行的经济约束。资源撮合还应满足以下条件:

$$\sum_{j \in J} x_{ij} D_j \leq C_i, \forall i \in I \# \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} E_{ij}^{act} \leq E_i, \forall i \in I \# \quad (3)$$

$$x_{ij} L_{ij} \leq SLA_j, \forall i \in I, j \in J \# \quad (4)$$

$$\sum_{i \in I} x_{ij} = 1, E_{ij}^{act} \geq 0 \# \quad (5)$$

式(2)和式(3)分别保证被撮合任务的总算力需求与实际供能量不超过供应方可用容量; 式(4)规定被选择的交易关系必须满足端到端时延上限; 式(5)保证每个任务仅匹配一个供应方。在此基础上, 智能合约可依据链上监测结果自动计算结算金额、扣除预测偏差与 SLA 违约惩罚, 并将

履约结果写入信用记录, 实现从资源撮合到责任追溯的闭环。

现有研究为惩罚机制设计提供了参考。Liu 等[79]在数据中心需求响应定价研究中将承诺响应量与实际响应偏差

在数据中心需求响应定价研究中将承诺响应量与实际响应偏差纳入收益分配, 说明偏差定价能够抑制策略性报价并提高履约一致性。然而, 算电协同交易同时涉及电网公司、算力供应商、网络运营方和用户, 仍需解决跨信任域身份认证、绿电溯源、碳足迹核算、敏感数据保护与 SLA 证据可信采集等问题。因此, 区块链与智能合约应与可信执行环境、可验证计算和跨域安全审计结合, 避免将“链上可信”简单等同于交易数据和物理履约过程均可信。

5 算电协同的技术挑战与发展方向

算力需求、电力供给与网络传输在时间尺度上存在显著不匹配, 这是协同控制的核心难题。高性能计算、人工智能训练等任务要求算力供给稳定且可预测; 风电、光伏等可再生能源发电具有间歇性、波动性与不可控性; 网络侧的数据流调度、拥塞控制和路由更新则可能发生在更短时间粒度。现有调度机制难以在微秒级/毫秒级网络控制、秒级电网调节、分钟级任务迁移与小时级容量规划之间实现精准衔接。尤其在“东数西算”背景下, 将东部算力需求迁移至西部绿电富集区时, 除电力供需外, 还必须评估长距离网络传输带来的时延、带宽、路由节点功耗和数据同步成本。如何设计分层协同算法, 使算力负荷既能追踪绿电出力波动, 又能满足不同业务的通信与 SLA 约束, 是当前研究面临的关键挑战。

5.1 技术挑战

尽管算电协同在理论架构与典型应用中展现出巨大潜力, 其实际落地仍面临多维度、跨系统的复杂挑战。主要包括以下三方面:

5.1.1 系统异构性与跨域协同复杂度高

算力资源在架构、部署位置、运营主体等方面存在显著异构性, 其调度通常以毫秒或秒级粒度进行, 优化目标为任务完成时间、吞吐量和服务质量。而电力系统则涵盖“源-网-荷-储”多个环节, 包含风光等波动性强的可再生能源, 其控制目标在

于维持频率稳定与功率平衡,响应时间从毫秒级的调频到小时级的负荷预测不等。两者在控制粒度、响应时间和优化目标上存在本质差异,缺乏统一的资源抽象模型与标准化接口。这导致系统间形成“数据孤岛”和“控制孤岛”,算力调度策略与电网调控目标容易产生冲突,例如算力任务的集中爆发可能加剧电网峰谷差,而电网的波动也可能导致算力服务中断,难以实现跨系统的全局最优资源协同与效率提升。

5.1.2 多时间尺度下的动态资源匹配难题

算力需求与电力供给在时间尺度上存在显著的不匹配性,这是协同控制的核心难题。高性能计算、人工智能训练等任务对延迟敏感,要求算力供给稳定且可预测;而风电、光伏等可再生能源发电具有极强的间歇性、波动性与不可控性,受天气影响显著。现有调度机制难以在秒级、分钟级和小时级等多个时间尺度上实现精准响应与协同。尤其在“东数西算”背景下,将东部算力需求迁移至西部绿电富集区时,除了考虑电力供需,还必须评估长距离网络传输带来的时延与带宽成本。如何设计高效的协同算法,使算力负荷既能实时追踪绿电出力波动,最大化消纳可再生能源,又能满足各类任务的时延要求并控制经济成本,是当前研究面临的最大挑战之一。

5.1.3 安全可信与标准支撑体系有待健全

算电协同运行过程贯穿电力侧状态采集、算力侧任务编排、网络侧数据传输以及跨主体策略执行等多个环节,涉及多系统、多平台和多参与方之间的持续交互。随着开放协同程度不断提高,跨信任域身份认证、数据隐私保护、过程可追溯、执行可验证以及接口可互操作等问题日益突出。特别是在跨区域任务迁移和多主体协同调度场景下,若缺乏统一的安全机制和可信保障手段,将直接影响状态感知的真实性、调度执行的一致性以及系统运行的稳定性。与此同时,算电协同的标准支撑体系仍相对薄弱。当前算力能力、电力供给、网络承载和碳排放之间尚缺乏统一度量口径与接口规范,不同平台、不同区域和不同主体之间难以建立一致的资源认知与能力调用关系。现有研究已认识到资源统一度量、信息耦合交互和能力边界分析的重要性,但在工程层面,状态接口、服务等级约束、评估指标体系和验证方法仍不完备。由此可见,安全可信保

障不足与标准规范缺失,已成为算电协同由原型验证走向规模部署的重要制约因素。

在跨区域、跨数据中心甚至跨运营主体的任务迁移过程中,安全可信问题具有更强的工程复杂性。政务、金融、医疗和能源控制等业务往往涉及敏感数据和关键基础设施运行状态,任务迁移过程可能穿越不同安全域、管理域和网络边界,面临广域传输窃听、身份伪造、权限滥用、数据泄露以及多租户环境下侧信道攻击等风险。针对上述问题,算电协同需要构建覆盖身份、数据、执行环境和审计过程的安全防护体系。在身份层面,应建立跨域身份信任验证机制,通过统一身份认证、证书管理、可信授权和零信任访问控制,实现不同数据中心、云服务商和电力主体之间的身份互认与权限约束;在数据层面,应采用端到端密文传输、密钥分级管理和细粒度访问控制机制,降低任务迁移和状态同步过程中的数据泄露风险;在执行层面,可结合可信执行环境、数据沙箱隔离、容器安全加固和多租户资源隔离,减少跨租户旁路攻击和运行时数据暴露风险;在审计层面,应建立面向任务迁移、资源调用、策略下发和交易结算的全过程日志记录与可追溯机制,为跨主体协同运行提供责任界定和可信验证依据。

5.2 未来发展方向

为应对上述挑战,未来算电协同技术将朝着智能化、标准化与生态化方向发展,重点包括以下三个方面:

5.2.1 构建智能融合的协同调度与优化框架

未来将深度融合人工智能技术,构建“感知—预测—决策—控制”一体化的智能调度系统。需要注意的是,Transformer等重型模型虽然具备较强的时序建模能力,但其推理时延和算力消耗可能与毫秒级调度需求相冲突。因此,面向在线控制应优先采用轻量化预测模型、分层强化学习、图模型压缩、规则保护与多智能体协同控制相结合的方案:在云端使用较复杂模型完成日前和日内预测,在边缘侧使用轻量模型或规则控制完成快速响应,在设备侧保留安全约束与本地保护逻辑。数字孪生技术可为上述框架提供仿真验证环境,通过构建算力、网络、电力系统的虚拟映射,在策略上线前评估其对时延、能耗、绿电消纳和电网安全的综合影响,从而在保障安全的前提下提升系统响应速度与资源

利用率。

5.2.2 发展绿色计算与能源自洽的微网架构

面向未来高比例可再生能源场景,算电协同将向“区域自治”与“深度融合”演进。一方面,推动“边缘计算节点+分布式微电网”的深度耦合,构建一批集分布式光伏、储能系统、液冷/浸没式散热、余热回收等技术于一体的区域性算力自平衡单元。这些单元能够实现极高比例的能源自给,最大程度减少对主干电网的依赖和冲击。另一方面,通过虚拟电厂技术,将广域范围内分散的算力中心、5G基站、边缘节点等可调节负荷聚合起来,形成一股规模可观、响应迅速的虚拟调峰资源。这股资源不仅可以参与电力现货市场进行峰谷套利,更能提供调频、备用等辅助服务,成为构建新型电力系统的重要柔性资源,最终实现从“算力消耗能源”到“算力赋能电网”的范式转变。

5.2.3 面向规模部署的标准接口与验证体系建设

从工程落地角度看,算电协同的持续推进还需要以标准化和可验证性为重要支撑。未来研究应围绕资源度量方法、状态交互接口、服务等级约束、能碳核算口径和运行评估指标等内容,逐步建立统一规范,使不同平台、不同区域和不同主体能够在相对一致的框架下开展协同运行。统一的度量与接口体系不仅有助于提高资源认知的一致性,也将为跨域调度、能力调用和效果评估提供共同基础。

进一步地,还需构建相应的验证体系,用于评估迁移策略、协同分析方法和联合控制方案在复杂业务场景下的适用性、稳定性与可复制性。算电协同的难点并不完全在于提出新的调度方法,更在于如何证明所提出的方法能够在多扰动、多主体和多场景条件下稳定有效地运行。因此,未来有必要在统一评估指标、典型测试场景和验证方法等方面持续完善,以推动算电协同由研究型探索逐步迈向工程化部署和规模化应用。

6 结论与展望

随着人工智能、大模型训练、边缘智能和数字孪生等新型业务快速发展,算力基础设施的能源消耗与碳排放问题日益突出。算电协同通过贯通算力、网络与电力资源,在统一感知、协同计算、联合决策和闭环控制基础上,将算力任务的时空可调节能力转化为支撑绿电消纳和电网灵活运行的重要

资源。本文围绕算电协同的概念内涵、参考架构、关键技术、典型应用和生态建设进行了系统综述,并进一步分析了跨域异构、多时间尺度、安全可信和标准化等方面的挑战。未来,算电协同需要在统一度量、网络确定性承载、任务迁移边界、轻量化智能控制和可信交易机制等方面持续深化研究,推动算力基础设施由高能耗负荷向绿色、灵活、可信的新型数字能源基础设施演进。



郑碧煌(1995-),女,硕士,中国电力科学研究院有限公司(北京)初级工程师,主要研究方向为电力大数据分析、人工智能和图计算等。



吴春鹏(1986-),男,博士,中国电力科学研究院有限公司(北京)高级工程师,主要研究方向为机器学习、边缘计算和计算机视觉。



李硕(2000-),男,北京邮电大学博士研究生,主要研究方向为算力网络、网络人工智能和算电协同等。



王一燃(2003-),女,北京邮电大学硕士研究生,主要研究方向为算力网络、资源管理等。



谢人超(1984-),男,博士,北京邮电大学教授、博士生导师,主要研究方向为信息中心网络、工业互联网、算力网络、边缘计算、无服务器计算等。



黄韬 (1980-), 男, 博士, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为网络系统架构、算网融合、确定性网络等。



唐琴琴 (1994-), 女, 博士, 北京邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为算力网络、网络人工智能、网络孪生等。

参考文献:

- [1] 中国信息通信研究院. 中国算力发展指数白皮书(2023年)[R]. 2023.
China Academy of Information and Communications Technology. White paper on China computing power development index (2023)[R]. 2023.
- [2] 中国信息通信研究院. 光计算技术与产业发展研究报告(2023年)[R]. 2023.
China Academy of Information and Communications Technology. Research report on optical computing technology and industrial development (2023)[R]. 2023.
- [3] 国家发展改革委, 中央网信办, 工业和信息化部, 国家能源局. 全国一体化大数据中心协同创新体系算力枢纽实施方案[R]. 2021.
National Development and Reform Commission, Cyberspace Administration of China, Ministry of Industry and Information Technology, et al. Implementation plan for computing power hubs of the national integrated big-data-center collaborative innovation system[R]. 2021.
- [4] 工业和信息化部, 中央网信办, 教育部, 国家卫生健康委, 中国人民银行, 国务院国资委. 算力基础设施高质量发展行动计划[R]. 2023.
Ministry of Industry and Information Technology, Cyberspace Administration of China, Ministry of Education, et al. Action plan for high-quality development of computing power infrastructure[R]. 2023.
- [5] 国家发展改革委, 国家数据局, 中央网信办, 工业和信息化部, 国家能源局. 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[R]. 2023.
National Development and Reform Commission, National Data Administration, Cyberspace Administration of China, et al. Opinions on further implementing the “East Data West Computing” project and accelerating the construction of a national integrated computing power network[R]. 2023.
- [6] 中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要[R]. 2026.
The 15th Five-Year Plan for National Economic and Social Development of the People's Republic of China[R]. 2026.
- [7] DONG W, YANG Q, LI W, et al. Machine-learning-based real-time economic dispatch in islanding microgrids in a cloud-edge computing environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(17): 13703-13711.
- [8] LIU D, LIANG H, ZENG X, et al. Edge computing application, architecture, and challenges in ubiquitous power internet of things[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 850252.
- [9] THE GREEN GRID. The Green Grid Data Center Power Efficiency Metrics: PUE and DCiE[R]. White Paper #6, 2007.
- [10] BELADY C, AZEVEDO D, PATTERSON M, et al. Carbon Usage Effectiveness (CUE): A Green Grid Data Center Sustainability Metric [R]. The Green Grid, 2010.
- [11] GHATIKAR G, GANTI V, MATSON N, et al. Demand Response Opportunities and Enabling Technologies for Data Centers: Findings from Field Studies[R]. LBNL-5763E. Lawrence Berkeley National Laboratory, 2012.
- [12] 中国信息通信研究院, 开放数据中心委员会. 数据中心白皮书(2018年)[R]. 2018.
China Academy of Information and Communications Technology, Open Data Center Committee. Data Center White Paper (2018) [R]. 2018.
- [13] SHAO X, ZHANG Y, et al. A review of energy efficiency evaluation metrics for data centers[J]. Energy and Buildings, 2022.
- [14] JIN C, BAI X, et al. A review of power consumption models of servers in data centers[J]. Applied Energy, 2020.
- [15] CHEN M, et al. Internet data centers participating in demand response [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020.
- [16] WANG W, SHI L, GAO S, et al. Frequency regulation service provision in data center with computational flexibility[J]. Applied Energy, 2019.
- [17] GUO C, et al. Energy management of Internet data centers in multiple local electricity markets[J]. Energy, 2022.
- [18] ZHAO M, et al. Workload and energy management of geo-distributed datacenters considering demand response programs[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2023.
- [19] NAOI H, et al. Integrating location planning and spatio-temporal workload shifting toward 100% renewable-powered data centers[J]. Environmental Modelling & Software, 2025.
- [20] HAN O, et al. A novel 4-level joint optimal dispatch for demand response of data centers[J]. Applied Energy, 2024.
- [21] 李一男, 唐琴琴, 彭开来, 等. 以服务为中心的算力网络度量与建模研究[J]. 信息通信技术与政策, 2023, 49(5): 21-29.
LI Y N, TANG Q Q, PENG K L, et al. Research on measurement and modeling of service-centric computing power network[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2023, 49(5): 21-29.
- [22] LIU H L, HU Y, CHEN Y, et al. Multi-cell resource allocation mechanism based on interference control in indoor multicolor VLC-WiFi heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2024, 21(5): 5714-5716.
- [23] WU H C, QIU D W, ZHANG L Y, et al. Adaptive multi-agent reinforcement learning for flexible resource management in a virtual power plant with dynamic participating multi-energy buildings[J]. Applied Energy, 2024, 374: 1-18.
- [24] LUO Y, PU L, LIU C H. Computing power and battery charging management for solar energy powered edge computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(3): 1911-1926.
- [25] SUN W, LI Z J, WANG Q B, et al. FedTAR: task and resource-aware federated learning for wireless computing power networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2024, 21(5): 4257-4270.
- [26] HU J, SHUI T Y, XIANG L P, et al. Multi-domain resource scheduling for simultaneous wireless computing and power transfer in fog radio

- access network[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(1): 273-280.
- [27] 贾庆民, 胡玉姣, 张华宇, 等. 确定性算力网络研究[J]. 通信学报, 2022, 43(10): 55-64.
- JIA Q M, HU Y J, ZHANG H Y, et al. Research on deterministic computing power network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(10): 55-64.
- [28] 赵俊峰, 李芳, 叶晓峰, 等. 面向广域RDMA的确定性网络需求与技术[J]. 电信科学, 2023, 39(12): 1-13.
- ZHAO J F, LI F, YE X F, et al. Research on deterministic networking requirements and technologies for RDMA-WAN[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(12): 1-13.
- [29] Qureshi A, Weber R, Balakrishnan H, et al. Cutting the electric bill for internet-scale systems[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2009 conference on Data communication. 2009: 123-134.
- [30] 周钱雨凡, 杨莘, 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.
- [31] 李济伟, 王洋, 宋季彤, 等. 面向新型电力系统跨域分层算力网络的协同调度关键技术研究及应用[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(11): 130-134.
- [32] LI G, TAN H, LIU L, et al. DAG Scheduling in Mobile Edge Computing[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2024, 20(1): 12:1-12:25. DOI: 10.1145/3616374.
- [33] NKENYEREYE L, LEE B G, CHUNG W Y. Functionality-aware offloading technique for scheduling containerized edge applications in IoT edge computing[J]. Journal of Cloud Computing, 2025, 14: 13. DOI: 10.1186/s13677-025-00737-w.
- [34] LI J, DENG Y, SUN W, et al. Resource Orchestration of Cloud-Edge-based Smart Grid Fault Detection[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2022, 18(3). DOI: 10.1145/3529509.
- [35] AHMADPANAH S H, MIRABI M. Cerebrum: A Proactive Federated Learning Framework for Multi-Objective Edge Workflow Scheduling [J]. Journal of Grid Computing, 2025, 23: 29. DOI: 10.1007/s10723-025-09816-3.
- [36] WANG S, YUAN Z, ZHANG X, et al. Cloud-edge-end workflow scheduling with multiple privacy levels[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2024, 189: 104882. DOI: 10.1016/j.jpdc.2024.104882.
- [37] PAN J, WEI Y. A deep reinforcement learning-based scheduling framework for real-time workflows in the cloud environment[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124845. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.124845.
- [38] PEI X, SUN P, HU Y, et al. Multi-resource interleaving for task scheduling in cloud-edge system by deep reinforcement learning[J]. Future Generation Computer Systems, 2024, 160: 354-369. DOI: 10.1016/j.future.2024.06.033.
- [39] DANG S, ZHANG J, LU T, et al. Cloud-edge collaborative high-frequency acquisition data processing for distribution network resilience improvement[J]. Frontiers in Energy Research, 2024, 12: 1440487. DOI: 10.3389/fenrg.2024.1440487.
- [40] HUI H Y, BAO M L, DING Y, et al. Incorporating multi-energy industrial parks into power system operations: a high-dimensional flexible region method[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(6): 473-484.
- [41] ELKADEEM M R, KOTB K M, ALZAHRANI A S, et al. Design and global sensitivity analysis of a power-to-hydrogen-to-power-based multi-energy microgrid under uncertainty[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2025, 61(2): 1811-1825.
- [42] 杨莘, 于施洋, 任峰. 算力电力协同创新框架[J]. 控制理论与应用, 2024, 41(7).
- [43] A. Wierman, Z. Liu, I. Liu and H. Mohsenian-Rad, "Opportunities and Challenges for Data Center Demand Response," Proceedings of the International Green Computing Conference (IGCC), Arlington, VA, USA, 2014, pp. 1-10, doi: 10.1109/IGCC.2014.7039173.
- [44] 王波, 王蔚, 马恒瑞, 等. 基于 Wasserstein 两阶段分布鲁棒的多主体多能微网合作博弈优化调度[J]. 电工技术学报, 2024: 20241525-20241525.
- [45] 盛四清, 张佳欣, 李然, 项特. 考虑综合需求响应的综合能源系统多能协同优化调度[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(6).
- [46] 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(04): 748-757.
- [47] 杨威, 陈能聪, 张安安, 等. 考虑压力能利用的数据中心供能系统优化运行[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2024, 46(3): 147-158.
- [48] 颜湘武, 徐韵, 李若瑾, 金永盛, 李铁. 基于模型预测控制的配电网多时间尺度无功优化模型[J]. 电工技术学报, 2020, 35(3).
- [49] Amini M, Khurram A, Klem A, Almassalkhi M, Hines P D. A model-predictive control method for coordinating virtual power plants and packetized resources, with hardware-in-the-loop validation[C]//IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). IEEE, 2019: 1-5.
- [50] 甘润东, 龙玉江, 汤杰, 何熙, 罗鸿轩, 金鑫. 计及负荷时空转移需求响应的数据中心聚合商最优运行策略[J]. 中国电力, 2024, 57(3): 20-26.
- [51] Zhang Y, Zhang H, Lu Y, et al. Adaptive digital twin placement and transfer in wireless computing power network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 11(6): 10924-10936.
- [52] Wang X, Du Z, Chen Y, et al. A green-aware virtual machine migration strategy for sustainable datacenter powered by renewable energy[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2015, 58: 3-14.
- [53] Abbas G, Hatatah M, Ali A, et al. A novel energy proficient computing framework for green computing using sustainable energy sources[J]. IEEE Access, 2023, 11: 126542-126554.
- [54] Cai H, Cao Q, Jiang H. A Renewable Energy Driven Approach for Computational Sprinting[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2018, 30(7): 1449-1463.
- [55] da Silva M D M, Gamatié A, Sassatelli G, et al. Optimization of data and energy migrations in mini data centers for carbon-neutral computing[J]. IEEE Transactions on Sustainable Computing, 2022, 8(1): 68-81.
- [56] Zhang L, Han T, Ansari N. Renewable energy-aware inter-datacenter virtual machine migration over elastic optical networks[C]//2015 IEEE 7th International Conference on Cloud Computing Technology and Science (CloudCom). IEEE, 2015: 440-443.
- [57] Liu K, Zhang Z, Dang J, et al. An Energy Efficiency Resource Allocation Scheme for Mobile Edge Computing[C]//2024 15th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). IEEE, 2024: 1395-1400.
- [58] Mao Y, Zhang J, Letaief K B. Dynamic computation offloading for mobile-edge computing with energy harvesting devices[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3590-3605.
- [59] Seddiki D, Galán S G, Expósito J E M, et al. Sustainable expert virtual

- machine migration in dynamic clouds[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2022, 102: 108257.
- [60] Jian G, Xiaojing H, Zhaoguang W, et al. Multilevel cooperative on-line computing architecture under dispatching cloud[C]//IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2017: 339-344.
- [61] Liu D, Zeng X, Wang Y. Edge-computing-driven autonomous ubiquitous internet of things in electricity: architecture and challenges[C]//2019 IEEE 3rd Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). IEEE, 2019: 456-461.
- [62] Deng R, Ten C W, Li C, et al. Guest editorial: Introduction to special issue on “cloud-edge-end orchestrated computing for smart grid” [J]. *IEEE transactions on cloud computing*, 2023, 11(2): 1107-1110.
- [63] Ma C, Hou P. Multi-Heterogeneous Renewable Energy Scheduling Optimization Based on Time Series Algorithm and Green Computing-Driven Sustainable Development[J]. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2025: 101173.
- [64] Shen L, Dou X, Long H, et al. A cloud-edge cooperative dispatching method for distribution networks considering photovoltaic generation uncertainty[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2020, 9(5): 1111-1120.
- [65] Su Y, Teh J, Chen C. Optimal dispatching for AC/DC hybrid distribution systems with electric vehicles: Application of cloud-edge-device cooperation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 25(3): 3128-3139.
- [66] Li X, Wang J, Lu Z, et al. A cloud edge computing method for economic dispatch of active distribution network with multi-microgrids [J]. *Electric Power Systems Research*, 2023, 214: 108806.
- [67] Gnibga W E, Blavette A, Orgerie A C. Renewable energy in data centers: the dilemma of electrical grid dependency and autonomy costs[J]. *IEEE transactions on sustainable computing*, 2023, 9(3): 315-328.
- [68] Sheehan S, Rakow A. Evolving a Data Center Into a Microgrid: Industry perspectives and lessons learned[J]. *IEEE Electrification Magazine*, 2023, 11(3): 16-25.
- [69] Paananen J. Grid-interactive data centers enabling energy transition: Data center’s hidden potential to provide essential grid services of a future power system[J]. *IEEE electrification magazine*, 2023, 11(3): 26-34.
- [70] Xing J, Lee B C. Datacenter demand response for carbon mitigation: From concept to practicality[C]//2024 IEEE 15th International Green and Sustainable Computing Conference (IGSC). IEEE, 2024: 142-144.
- [71] Taghinezhad-Niar A, Taheri J. Security, reliability, cost, and energy-aware scheduling of real-time workflows in compute-continuum environments[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2024.
- [72] YANG T, HOU Y, CAI S, et al. Multi-Data Center Tie-line Power Smoothing Method Based on Demand Response[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2024, 12(4): 983-995. DOI: 10.1109/TCC.2024.3410377.
- [73] Wang F, Lv C, Xu J. Carbon awareness oriented data center location and configuration: An integrated optimization method[J]. *Energy*, 2023, 278: 127744.
- [74] Acun B, Lee B, Kazhamiaka F, et al. Carbon Explorer: A Holistic Approach for Designing Carbon Aware Datacenters, May 2022[J]. *arXiv preprint arXiv:2201.10036*.
- [75] Hao W, Xu M, Lin J, et al. Multi-Time Scale Cloud-Edge Collaborative Scheduling Strategy for Distribution Network Considering Spatio-temporal Characteristics of Demand Response[J]. *Energies*, 2024, 17(8): 1933.
- [76] Clark Q, Acun F, Paschalidis I C, et al. Learning a Data Center Model for Efficient Demand Response[J]. *ACM SIGENERGY Energy Informatics Review*, 2024, 4(5): 98-105.
- [77] Takci M T, Qadrdan M, Summers J, et al. Data centres as a source of flexibility for power systems[J]. *Energy Reports*, 2025, 13: 3661-3671.
- [78] Zhang Y, Tsiligkaridis A, Paschalidis I C, et al. Data center and load aggregator coordination towards electricity demand response[J]. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2024, 42: 100957.
- [79] Liu Z, Liu I, Low S, et al. Pricing data center demand response[J]. *ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review*, 2014, 42(1): 111-123.