

## 算电协同研究综述：架构、关键技术与展望

邵子豪<sup>1</sup>, 王志浩<sup>1</sup>, 周晓茂<sup>1</sup>, 贾庆民<sup>1</sup>, 谢人超<sup>1,2</sup>, 黄韬<sup>1,2</sup>, 方泽儒<sup>3</sup>, 唐琴琴<sup>2</sup>

(1. 紫金山实验室, 江苏 南京 211111; 2. 北京邮电大学网络与交换技术全国重点实验室, 北京 100876; 3. 帝国理工学院, 伦敦 SW7 2AZ)

**摘要:** 随着数字经济和“双碳”目标的深入推进, 算力与电力两大基础设施的深度融合已成为支撑新型基础设施建设与产业升级的关键范式。针对当前算力与电力协同研究在系统性理论构建与技术路径整合方面的不足, 对算力与电力协同研究进展进行全面综述。回顾算电协同的发展历程, 总结算电协同的发展特点与挑战; 设计算电协同一体化体系架构, 实现算力与电力资源的统一化数据集成、数据处理与数据应用; 从系统架构设计、基础支撑技术、核心算法与模型 3 个维度, 对比分析现有算电协同关键技术研究工作; 探索算电协同研究在标准体系架构、全面度量体系、异构资源优化、实时资源调度、智能资源管理等方面存在的问题及未来可能的发展方向。

**关键词:** 算电协同; 一体化体系架构; 异构资源优化; 实时资源调度; 智能资源管理

中图分类号: TP393

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025168

## Comprehensive survey on computing-electricity collaboration: architecture, key technologies and prospects

SHAO Zihao<sup>1</sup>, WANG Zhihao<sup>1</sup>, ZHOU Xiaomao<sup>1</sup>, JIA Qingmin<sup>1</sup>, XIE Renchao<sup>1,2</sup>, HUANG Tao<sup>1,2</sup>,  
FANG Zeru<sup>3</sup>, TANG Qinqin<sup>2</sup>

1. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China

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

3. Imperial College London, London SW7 2AZ, UK

**Abstract:** With the deepening of the digital economy and the advancement of “dual-carbon” targets, the integration of computing power and electric power, as two critical infrastructure systems, has been recognized as a pivotal paradigm for supporting the development of new infrastructure and industrial upgrading. In response to the current lack of systematic theoretical frameworks and insufficient integration of technological pathways in computing-electricity collaboration research, a comprehensive review of research progress in this field was conducted. Firstly, the development of computing-electricity collaboration was reviewed, and the characteristics and challenges of computing-electricity collaboration were introduced. Secondly, a computing-electricity collaboration integrated system architecture was designed to achieve unified data integration, data processing, and data application. Then, existing computing-electricity collaboration techniques were sorted from system architecture design, fundamental enabling technologies, core algorithms and models. Finally, the current problems and challenges in standardized system architecture, comprehensive measurement framework, heterogeneous resource optimization, real-time resource scheduling, intelligent resource management was discussed, and the potential future research direction was pointed out.

**Keywords:** computing-electricity collaboration, integrated system architecture, heterogeneous resource optimization, real-time resource scheduling, intelligent resource management

收稿日期: 2025-05-28; 修回日期: 2025-09-15

通信作者: 周晓茂, xiaomaozhou26@gmail.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.92367104, No.92267301)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.92367104, No.92267301)

## 0 引言

在全球数字经济加速演进与“双碳”战略持续推进的时代背景下,算力与电力作为新型基础设施的关键支撑,正面临前所未有的增长压力与协同需求。根据国际能源署(IEA, international energy agency)数据,2024年全球数据中心电力消耗已占全球总用电量的约1.5%,且预计在人工智能、大数据、区块链等算力密集型应用推动下,该占比将在未来10年呈指数级增长<sup>[1]</sup>。为应对高强度、区域分布不均的算力与能源需求,我国全面启动“东数西算”工程,通过算力资源与能源资源的空间优化配置,推动数据中心向绿色高效与智能协同方向转型,标志着“算电协同”研究迈入新阶段。

从技术层面看,算电协同旨在打破算力系统与电力系统的信息孤岛,实现计算资源、电力资源与通信网络之间的深度融合,支撑动态负载调度、资源弹性编排与系统协同自治<sup>[2]</sup>。该过程需解决算力负载的高度动态性、电力供给的间歇性以及3类资源在时空分布上的异构性带来的系统建模、优化调度、安全运行等关键挑战。

从经济层面看,算电协同为提升资源利用效率与降低运营成本提供了全新路径。通过引入电力价格感知机制、可再生能源适配能力及资源交易智能合约等方式,可实现算力任务在“算力供给-能源匹配-价格优化”三维空间的最优平衡,为绿色数据中心建设与企业降本增效提供技术支撑<sup>[3]</sup>。

从社会层面看,算电协同是构建低碳、安全、智能的新型数字基础设施体系的基础保障,有助于缓解能源结构紧张问题、推动能源公平分配,并在双碳背景下助力国家能源转型与新质生产力发展,为绿色经济、数字经济、平台经济的深度融合提供底层能力支撑<sup>[4]</sup>。

近年来,国内外学术界围绕算电协同的体系架构、基础理论、关键技术与典型应用开展了广泛研究,逐步构建起以资源融合与协同调度为核心的技术体系。在系统架构设计方面,已有研究提出了多种云-边-端一体化的算力资源协同模型<sup>[5-10]</sup>,并尝试将柔性负载、储能设施等电力灵活性资源引入算力系统,实现算力需求与电力供给的联合优化<sup>[11-16]</sup>。在基础支撑技术方面,分布式计算<sup>[17-20]</sup>、电力电子<sup>[21-26]</sup>、通信<sup>[27-35]</sup>与系统仿真<sup>[36-43]</sup>等关键技术的持续发展,为算力与电力系统的跨域协同提供了从

底层感知、网络传输到系统建模与控制的全栈式支撑。在核心算法与优化模型方面,多目标优化<sup>[44-53]</sup>与动态调度算法<sup>[54-65]</sup>已在任务卸载、电力削峰填谷应用场景中取得初步成效,但普遍存在计算复杂度高、泛化能力不足以及场景适应性差等局限。同时,人工智能(AI, artificial intelligence)驱动的管理机制<sup>[66-74]</sup>在提升系统智能化水平方面展现出潜力,但如何在保证经济性、可控性与安全性前提下实现全面融合,仍是亟须解决的核心问题。

然而,现有研究多集中于算力或电力单一场景的综述性分析,尚未形成面向算电协同的系统化研究框架,整体上缺乏全局性、跨域性与系统性的综合探讨。例如,在算力网络架构方向,文献[9]将算力网络关键技术与数字孪生体系相结合,提出了面向自智算力网络的数字孪生架构,并分析了其在应用中的挑战与未来发展方向;在算力网络编排与调度方面,文献[75]对算力网络的调度技术进行了系统梳理,全面总结了当前研究进展及未来趋势;在电力应用领域,文献[76]则聚焦于建筑信息模型、数字孪生与智能管理系统等关键方向,总结了绿色数据中心的研究进展,并突出能源效率优化的问题。总体来看,上述综述虽在各自领域具有代表性,但未能覆盖算力与电力深度融合所需的全生命周期管理与跨域协同问题。

与现有工作相比,本文立足算力与电力协同的整体视角,提出算电协同一体化体系架构。在此基础上,从架构设计、基础支撑理论以及核心算法与模型三大维度,对覆盖全链条的算电协同关键技术体系进行系统梳理与研究进展总结,弥补了现有工作在算力、电力全生命周期管理与跨域融合研究方面的不足。进一步地,本文探索了算电协同深度融合的发展趋势,提出了面向多源异构资源的高效调度与绿色利用的研究路径,以推动能源系统与信息基础设施的协同演进,从而为数字中国建设和新型基础设施发展提供有力支撑。本文贡献具体体现在以下4个方面。

- 1) 系统回顾算电协同的发展历程,归纳其演进特征并总结所面临的核心挑战。

- 2) 以数据流向为核心驱动,聚焦绿色数据中心建设目标,充分融合算力、网络与电力资源的异构特性,设计算电协同一体化体系架构,并分析其在实际应用场景中的可行性。

3) 深入调研近 3 年国内外算电协同相关的研究文献,从系统架构设计、基础支撑技术、核心算法与模型 3 个维度对比分析现有研究现状,总结各方面研究尚存的不足。

4) 结合现有研究局限性,提出未来研究重点方向,包括基于算电孪生的标准化协同架构设计、多维度指标的统度量与价值评估、全局多源异构资源协同优化、跨域算电资源的时空联合匹配、AI 驱动的动态智能管理等,为算电协同在大规模落地应用中的深化发展提供理论支撑与实践路径。

## 1 算电协同内涵与挑战

本节系统阐释算电协同的发展历程、关键特征及现实挑战,为后续体系架构与技术研究提供理论支撑。首先,回顾算电协同在不同阶段的演进历程,梳理其技术驱动力与应用逻辑,揭示其在支撑新型基础设施建设中的重要价值。其次,总结算能协同、网能协同、数据协同、运维协同、智能协同与服务协同等方面的特征,分析其对提升系统效率、智能化水平的作用机理。最后,聚焦算电协同大规模应用过程中面临的资源异构性、调度实时性、管理智能化、架构标准化和指标体系构建等关键问题,指出当前研究亟须突破的核心瓶颈。

### 1.1 算电协同发展历程

算电协同作为能源系统与数字技术融合发展的关键范式,其演进经历 4 个关键阶段:基础信息化与单向协同、动态交互与云赋能、边缘协同与多目标优化、智能自智与绿色协同阶段。各阶段在电力系统与算力系统的技术演进路径上具有显著特征,协同模式也呈现出逐步深化的趋势。算电协同发展

历程如表 1 所示。

#### 1) 基础信息化与单向协同

该阶段主要特征是电力系统初步实现自动化控制架构<sup>[77]</sup>,依托监控与数据采集系统( SCADA, supervisory control and data acquisition)与电能管理系统( EMS, energy management system)实现分钟至小时级数据采集和离线状态估计,数据采集更新频率长。与此同时,算力资源主要部署于本地服务器或嵌入式处理器,计算能力有限,尚未形成统一资源调度机制,云计算仍处于初步概念验证阶段。

从协议体系来看,电力系统普遍采用 IEC 60870 系列规约,算力系统则基于 TCP/IP 协议栈构建,二者间缺乏统一标准化接口,形成明显技术孤岛。协同模式以电力系统向算力侧单向传输基础运行数据(如负荷、电压等)为主,仅用于支持简单离线调度分析,导致资源调配的实时性和灵活性严重不足,难以满足动态电网环境下的响应需求。

#### 2) 动态交互与云赋能

随着信息通信技术的快速发展,电力系统开始向能源互联网架构演进。2004 年, *The Economist* 首次提出能源互联网概念<sup>[78]</sup>,标志着电力系统开始支持分布式发电、储能设备等多种资源接入,网络结构日趋复杂。同时,高级电表架构( AMI, advanced metering infrastructure)体系在全球范围内广泛部署,显著提升了电力侧数据采集的精度和频率。在算力侧,2006 年,云计算概念的提出<sup>[79]</sup>使用户仅通过网络就可以获得庞大的计算资源和存储服务,同时,模型预测控制( MPC, model predictive control)算法与动态电价策略开始应用于需求响应场景,初步实现算力对电力系统的动态调控。

表 1

算电协同发展历程

阶段	特点	数据导向	关键性事件
基础信息化与单向协同 (2000 年以前)	电力资源采集缺乏统一接口,数据孤岛严重,优化多为静态,分析精度低,更新滞后	单向交互(电力导向算力)	事件 1: 监控与数据采集系统与电能管理系统建成
动态交互与云赋能 (2000—2015 年)	电力与算力采集效率提升,可支撑有限动态调度,但受制于边缘设备能力,难以大规模应用	初步双向交互	事件 1: 能源互联网概念提出; 事件 2: 高级电表架构广泛应用; 事件 3: 云计算概念提出
边缘协同与多目标优化 (2015—2020 年)	云边协同与多目标优化可实现资源选择,但在复杂场景下受制于有效性与安全性,缺乏低碳考量,易致资源浪费	基本实现双向交互	事件 1: EdgeX Foundry 的边缘平台应用; 事件 2: 5G URLLC 技术商用化; 事件 3: 芯片算力能力提升, NVIDIA Jetson TX2 的 1.3 TFLOPS 算力
智能自智与绿色协同 (2020 年至今)	实现智能感知与绿色决策,但忽视资源分布不均引发的公平性与调度效率问题	绿色低碳双向交互	事件 1: 新型电力系统诞生; 事件 2: AI 智能体、低轨卫星遥感、无人机群巡检技术日趋完善

此阶段算电协同模式由单向供应向双向交互演进,即电力系统实时上报负荷与运行状态,云端算力基于优化算法动态下发控制策略。然而,由于边缘侧设备算力薄弱,协议标准仍未统一,低时延、高可靠控制策略仍难以在实际场景中大规模部署。

### 3) 边缘协同与多目标优化

为满足分布式场景下对时效性与数据隐私的更高要求,电力系统逐步引入边缘监控、分布式协同优化技术<sup>[80]</sup>,典型实践如基于 EdgeX Foundry 的边缘平台<sup>[81]</sup>实现能源设备的统一接入与协议转换,提升系统边缘智能化水平。在算力侧,边缘计算设备性能显著提升,例如,5G 低时延高可靠通信 (URLLC, ultra-reliable low-latency communication) 技术商用化进一步将通信时延压缩至 5 ms 以内, NVIDIA Jetson TX2 于 2017 年实现了 1.3 TFLOPS 的算力表现,为“云-边-端”三级架构的构建奠定基础。

在此架构下,算电系统可结合能耗、成本、时延等多维目标,采用多目标优化算法对资源进行联合调度。然而,由于边缘设备在部署复杂 AI 模型(如 Transformer)方面能力有限,且多主体(如电力企业、云服务商、终端用户)之间缺乏高效可信的协同机制,系统仍面临算力资源分布不均、边缘节点易受攻击等安全隐患。

### 4) 智能自智与绿色协同

进入大模型驱动的智能计算时代,电力系统在运维、调度等多个环节开始应用基于 GPT-4 等大型预训练模型的智能体,实现对电网故障的实时诊断、储能资源的全局优化以及负荷预测的高精度建模。同时,结合低轨卫星遥感、无人机群巡检与终端传感网络,实现对电网运行状态的三维动态感知,推动构建以自感知、自决策、自适应为核心的新型电力系统<sup>[82]</sup>。在算力侧,逐步形成以 AI 智能体为核心的自主决策闭环,支持基于实时电价、碳排放强度、算力负载等多源异构数据进行动态资源调控,提升资源利用效率并实现绿色协同。然而,算力资源的过度集中与垄断趋势可能加剧分配不均,部分区域存在大规模资源闲置,两者资源使用的公平性与调度效率仍亟待提升。

## 1.2 算电协同发展特点

新型电力系统作为面向“双碳”目标的能源基础设施演进形态,正在由传统的集中式供能体系向

多源异构、分布互动、清洁低碳的智能化系统转型。在这一过程中,对数据处理效率、能源调控精度、资源协同能力以及全流程智能化水平提出了更高要求。尤其是在电力与算力深度融合的趋势下,构建面向未来的“算电协同”架构,成为支撑电网灵活性、自适应性及韧性提升的关键路径。为适应这一趋势,算电协同应构建涵盖算力管理、电力感知、网络承载、数据驱动、智能决策与服务保障的全链条能力体系,具体可归纳为六大协同发展特征:算能协同、网能协同、数据协同、运维协同、智能协同与服务协同。

### 1) 算能协同

算能协同强调算力资源与能源资源的深度融合,核心在于实现异构算力的弹性供给与绿色低碳运行。一方面,依托集群云计算、边缘计算与 AI 加速计算等多样化算力形态,结合图形处理器 (GPU)、现场可编程门阵列 (FPGA)、第五代精简指令集计算机 (RISC-V) 等异构芯片的算力特性,构建统一的算力度量体系与资源池化机制,实现对不同业务场景的精准承载。另一方面,引入风光储等绿色能源与“源-网-荷-储”协同控制策略,通过局域供能、负荷侧管理与算力热迁移等手段,提高算力基础设施对可再生能源利用率,推动算力系统低碳化演进。

### 2) 网能协同

电力通信网络正由辅助性信息传输平台转变为电力系统核心调度与智能控制的关键组成,其承载模式呈现“高可靠+低时延+多接入”的融合趋势。网能协同通过构建基于全光网络的统一承载体系,融合软件定义网络 (SDN, software defined network)、时间敏感网络 (TSN, time-sensitive networking) 与切片技术,实现“云-网-边-端”的高通量、低时延、可编程互联架构。同时,结合网络设备功耗感知、链路动态调度与节能协议优化,推动网络运行的能效提升与绿色转型。此外,网络侧的精准控制能力也为电力设备的远程控制、边缘算力的调度与电价响应提供关键支撑,进一步强化电算资源的双向联动能力。

### 3) 数据协同

在算电融合环境中,数据作为连接物理系统与虚拟系统的桥梁,其协同处理能力直接决定算电系统运行的智能水平。数据协同首先要求对来自电力

感知层(如AMI、SCADA)、网络侧(如流量监控与日志)、算力侧(如算量统计)等多源数据进行统一建模、时序对齐与语义规范,构建标准化、模块化的数据资源池。随后,通过数据融合与知识抽取等算法,实现对电网状态的实时分析、异常诊断与调控优化,优化算力分配策略与能源配置方案,形成数据驱动的闭环管控能力。

#### 4) 运维协同

新型电力系统的运维复杂度持续提升,尤其在分布式部署与多层次交互背景下,亟须实现跨域资源的一体化运维与状态闭环调节。运维协同通过建立统一资源视图,对计算、通信、电源、环境等关键设施进行全周期监控与状态感知,基于智能运维技术实现从“规则驱动”向“策略自适应”转变。同时,构建场景化运维模型与绿色调度策略,在满足业务连续性的前提下,按需控制边缘节点启停、调整功耗等级,实现运维成本、能耗水平与服务质量的三维最优平衡。

#### 5) 智能协同

智能协同通过部署分布式智能体与中央大模型协同工作,支撑对用户意图智能识别、资源状态动态感知与决策策略快速演化。数字孪生技术在此过程中作为核心支撑,映射真实电力场景并实现调度策略仿真验证,从而构建具备自学习、自修复、自调节能力的多智能体驱动的自适应协同机制。

#### 6) 服务协同

服务协同是算电协同走向行业落地的最终形态,强调资源能力的抽象、封装与按需交付。通过构建统一的服务化平台,提供“算力即服务”“网络即服务”与“能源即服务”的融合服务能力,支撑电力调度、储能控制、智慧园区等多样化场景的资源灵活调用。通过服务链编排与服务等级保障机制,实现电算资源的灵活组合与动态协同,从而提升行业用户的服务获取效率与使用体验。

### 1.3 算电协同挑战

算电协同作为推动算力基础设施、电力系统与通信网络深度融合的关键路径,其目标是实现多维资源高效协同、绿色低碳运行与智能化服务支撑。然而,受限于多源异构资源的集成复杂性、实时响应要求的提高以及运行治理机制的尚不成熟,算电协同在实际推进过程中仍面临一系列技术与体系性的挑战。总体而言,这些挑战主要体现在协同架构

设计的标准性、指标度量体系构建的全面性、协同优化的资源异构性、联合调度与匹配的实时性以及智能化管理的有效性5个方面。

#### 1) 协同架构设计的标准性挑战

算电协同需构建跨平台、跨域、跨层次的融合架构,以支撑不同层级算力与电力资源的无缝衔接。然而,现有架构多以单一领域为导向,接口规范、数据模型尚未实现统一,严重影响算电资源的互操作与灵活调用。同时,跨层级间缺乏完善的数据共享与协同机制,限制了算电资源在全局视角下的动态感知与智能编排能力。因此,亟须推动相关标准架构的协同制定,打破资源壁垒,提升整体系统的开放性与可扩展性。

#### 2) 指标度量体系构建的全面性挑战

在算电协同系统运行过程中,科学、统一的指标体系对评估系统性能、支撑调度优化及保障服务质量具有基础性作用。然而,受限于算力资源的异构性、电力资源的动态性及用户需求的差异性,当前尚未建立起全面覆盖能效、性能、碳排、成本、时延等多维指标的标准化度量体系。现有评估体系普遍侧重单一维度(如能耗或算效),缺乏对算电联动性的刻画,影响了协同效能的评估准确性与策略优化的科学性。因此,亟须构建全面、动态、可扩展的算电协同度量体系。

#### 3) 协同优化的资源异构性挑战

算电协同需实现“云-边-端”异构算力与电力资源的联合优化,但在绿色低碳目标驱动下,云中心虽具备强大算力支持,边缘与终端节点却受制于能耗、散热与算力瓶颈,难以支撑复杂优化任务,导致资源分布严重不均。此外,在绿色发展目标驱动下,大规模可再生能源的接入带来电源端的间歇性与波动性,加剧了资源管理的动态不确定性。如何构建兼顾能耗、性能与碳强度指标的多目标协同优化模型,实现异构资源的高效协同,是当前亟待解决的核心问题。

#### 4) 联合调度与匹配的实时性挑战

为支撑算电系统的动态适配与任务调度,联合调度机制需在多网络协议与拓扑结构下,协调算力、电力与通信资源的实时匹配。然而,现有网络中资源分散、服务质量波动较大,难以满足算电业务对毫秒级响应与高可靠性的要求。特别是在超实时延场景(如工业控制、电网自动化)中,“边-

端”节点数据传输与任务调度往往面临可靠性与响应速度难以兼顾的问题。因而，研制具备快速重构、自适应感知能力的调度机制，实现不同资源域间的无缝联动，是提升算电协同实时性的重要方向。

### 5) 智能化管理的有效性

随着算电协同复杂性提升，传统静态管理方式已难以满足高动态、高异构环境下的运维与调控需求。当前，数字孪生、自学习、意图识别等智能技术逐步引入算电管理体系，在状态监测、异常诊断及策略推荐等方面初见成效。然而，由于高质量数据获取困难、模型迁移能力不足，智能算法的泛化能力与落地效果仍受制约。此外，边云之间指令传输与状态反馈面临中间人攻击、数据篡改等安全威胁，进一步制约了智能化管理的可信性与有效性。

综上所述，算电协同作为新型电力系统下数字化基础设施的重要发展方向，其广泛部署与高效运行尚面临诸多挑战。本文接下来将对其关键技术的研究现状与发展趋势进行系统性分析与探讨。

## 2 算电协同一体化体系架构设计

在算力需求爆发式增长与新型电力系统加速演进的双重驱动下，算电协同发展呈现出“算力驱动

电力供需重构、电力制约算力布局优化”的双向耦合演进特征。然而，跨系统能效评估标准体系缺失、资源动态协同匹配机制不完善、系统间实时交互控制精度不足等核心挑战，制约了其效能发挥与规模化应用。为此，亟须在传统算网资源体系架构的基础上实现扩展与重构，从而建立起面向算电融合的新型体系框架。基于此，本文设计了如图1所示的算电协同一体化体系架构。该体系架构以数据流向为核心驱动，聚焦绿色数据中心建设目标，融合异构算力资源、网络传输资源与电力能源资源的协同管理，旨在实现资源的全域协同感知、智能联合调度与一体化融合应用。

该架构的数据流程具体可描述为以下步骤。

**步骤1 数据集成。**分别对基础设施静态数据（设备基础参数、地理信息等）、算网运行态数据（算力负载状态、网络流量、时延等）及电力运行态数据（电网实时功率、节点电压、新能源出力预测等）进行分布式采集与多源异构融合，通过构建跨域数据湖，实现跨平台数据整合与系统孤岛消除，为后续协同优化决策提供高质量、高一一致性的全域数据底座。

**步骤2 数据处理。**在数据集成基础上，执行

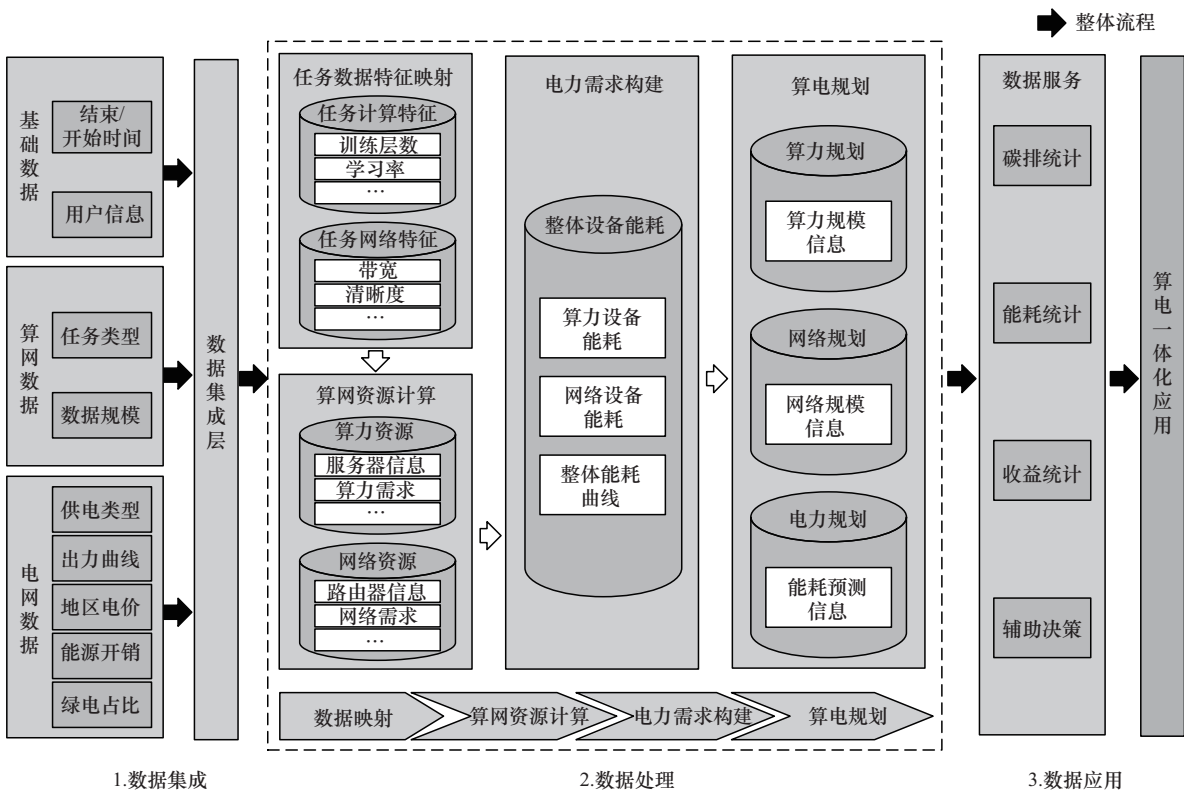


图1 算电协同一体化体系架构

特征映射、资源需求量化、电力需求建模与协同规划等关键处理环节,具体介绍如下。

**步骤 2-1 特征映射。**结合特征提取、多维映射建模等关键技术,对计算任务的资源需求进行量化建模,建立任务特征与算网资源的映射关系,实现任务与资源的高效匹配,避免算力冗余分配与网络拥塞问题。

**步骤 2-2 资源需求量化。**通过算网度量、资源虚拟化等关键技术,量化任务对算网资源的指标需求,支撑跨地域资源调度。

**步骤 2-3 电力需求建模。**基于能耗建模与电力预测等方法,提取算力设备的运行能耗特征,结合实时负载变化趋势预测整体电力需求,构建算力负载与电力供给之间的动态耦合模型,支撑绿色数据中心建设。

**步骤 2-4 协同规划。**通过引入多目标优化算法与时空协同调度机制,综合考虑算力资源部署、网络拓扑配置及电力输配能力等多因素,制定分阶段的协同部署与运行策略,避免算力孤岛与电力瓶颈问题。

**步骤 3 数据应用。**基于上述处理与规划结果,依托碳能耦合分析模型、多目标智能决策引擎及可视化交互平台,实现碳排放精准评估与溯源、能耗多维度统计与分析、系统运行效益综合评估以及智能辅助决策等核心应用功能,最终实现算电一体化从数据到决策的闭环应用落地。

在“东数西算”国家工程背景下,针对长三角地区某互联网企业在业务高峰期面临本地算力资源紧张且电价高企的挑战,可应用该架构的设计,利用西北地区可再生能源(风能与光伏)资源丰富、电价低廉且算力需求相对不足的优势,构建算力与电力双域联合优化机制。具体而言,在数据集成阶段,实时采集长三角用户请求负载、本地数据中心算力利用率及电价信息,并同步获取西北地区数据中心算力资源池状态、绿电出力预测及当地电价。在数据处理阶段,通过任务分类与识别算法筛选长三角地区非实时性、低时延敏感型计算任务(如人工智能模型训练、大数据离线分析),并预测任务迁移至西北数据中心后的电力需求量,与西北绿电实时及预测出力进行匹配,构建电力需求与供给的协同建模。在此基础上,采用多目标优化引擎,综合考虑任务迁移成本(包括网络传输成本)、西北

绿电消纳率、任务完成时间及整体碳排放量,动态生成最优调度策略。在西北绿电出力高峰期,将部分长三角计算任务迁移至西北数据中心执行,以实现绿电优先消纳。最终,通过可视化模块展示任务迁移路径、西北绿电利用比例、整体运行成本节约以及碳排放减少量,为决策者提供量化调度效益评估结果。该架构能够有效支撑绿色数据中心建设,促进能源结构优化,并推动区域间算电资源的协同与均衡发展。

### 3 算电协同关键技术

本节内容围绕算电协同体系中的关键技术,从系统架构设计、基础支撑技术、核心算法与模型 3 个层面进行系统归纳与分析。三者既体现出自上而下的层次递进关系:架构设计提供总体框架,基础支撑技术构建底层保障,核心算法与模型发挥智能决策作用,又在运行机制上相互依存、相互促进,共同支撑算电协同体系的发展。各类关键技术的逻辑关系如图 2 所示。

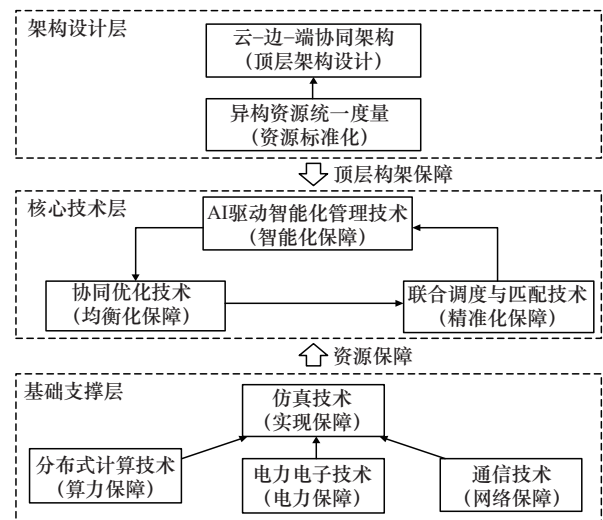


图2 算电协同关键技术的逻辑关系

在架构设计层,通过云-边-端分层架构实现全局优化、边缘自治与终端感知,并借助统一度量体系将算力与电力等异构资源抽象为标准化价值单元,为跨域协同提供顶层机制;在核心技术层,协同优化、联合调度与AI驱动智能化管理等关键技术解决“电力-算力-数据”冲突,实现跨域资源的动态匹配与全局最优配置;在基础支撑层,分布式计算、电力电子、通信与仿真技术提供关键支撑,分别对应算力处理、能源转换、低时延交互与

复杂场景验证,为架构落地奠定技术基础。

上述3类关键技术与提出的算电协同一体化体系架构高度契合,具体而言,架构设计层对应数据流向的整体框架,决定数据在采集、传输、处理与应用过程中的路径与规则;核心技术层对应优化与决策环节,使数据在应用层能够转化为算力调度与电力优化的联合控制方案;基础支撑层对应保障机制,确保数据在跨域环境中的感知精度、传输可靠性与处理效率。通过“数据流向架构设计-关键技术分析”的双重映射关系,旨在构建覆盖全链条的算电协同关键技术体系,为后续算电协同研究与实践提供系统化支撑。

### 3.1 系统架构设计

#### 1) “云-边-端”协同架构

“云-边-端”协同架构基于“云端全局优化-边缘实时决策-终端精准感知”的分层自治机制,形成以边缘计算节点为核心枢纽的多层算电协同体系。该架构通过云端对全局资源的宏观调度、边缘节点对区域任务的准实时响应、终端设备对感知数据的快速采集与预处理,实现“源-网-荷-储-算”全链条中低时延响应与全局能效优化的双重目标。其核心在于打破传统集中式算电调度的刚性边界,推动算电协同向去中心化、弹性自治演进,从而应对异构计算资源分布不均、网络负载动态波动与多样化用户需求并存的复杂环境。

针对“云-边-端”异构计算资源、动态网络负载与多样化用户需求,文献[5]提出了多层次计算资源调度框架,通过水平维度的边缘层、多级雾层与云层划分,结合垂直维度的辖区分区机制,实现跨地域、跨层级的算电资源精细化调配。该方法在任务分配过程中引入网络拓扑与电力供应约束,能够在维持系统稳定性的同时提高任务完成率,但在面对跨区域可再生能源出力波动时,任务迁移的自适应性仍有不足。文献[6]针对多源异构传感器数据融合与算力优化问题,构建了“云-边-端”三层算电协同架构,并通过在边缘服务器端分担部分云计算压力,减少了算力集中调度引发的网络拥塞与能耗上升。其采用深度确定性策略梯度算法对任务的时延与能耗需求进行多目标优化求解,在实验中显著降低了任务响应时延与总能耗。然而,该方法在多主体竞争算力资源的场景中,仍需增强对电力侧调度信号的实时适配能力。文献[7]提出了

数据中心与电力系统协调运行的框架,旨在通过数据中心的时空灵活性潜力来促进可再生能源的整合并降低系统运行成本。通过将数据中心的灵活性潜力分为时间灵活性、空间灵活性和综合能源灵活性,设计了激励相容的利润分配机制,以激励数据中心提供灵活性服务。基于现实世界的数据集的案例研究表明,数据中心的灵活性潜力可以显著提高电力系统的运行效率,减少系统成本,并促进可再生能源的消纳。例如,在考虑数据中心灵活性的场景下,系统总成本相比未考虑灵活性的场景降低了约15%。文献[8]从能源可持续性的角度,系统回顾了2016—2023年绿色云边缘计算模型的演化,并提出了一种能源与云边缘连续体深度融合的算电协同架构。该架构不仅考虑计算任务对能源供应的需求匹配,还将电力市场价格、可再生能源利用率及数据中心运行状态纳入联合优化模型,实现算电系统的长期能效提升。然而,其模型在高频波动的可再生能源场景中,对调度稳定性与容错机制的研究仍显不足。

在算电协同架构的智能化升级方向上,文献[9]将数字孪生技术引入算力网络,提出面向自智算力网络的数字孪生架构,并在能耗优化场景下验证了其可行性。该架构能够实现算力供给、电力分配与任务需求的虚实同步与双向映射,为跨层级算电调度提供可预测、可验证的运行决策支撑。但在异构硬件(CPU、FPGA、GPU)场景下,其能耗建模与算力映射仍存在统一化不足。文献[10]面向高性能计算硬件优化需求,提出了适用于新一代AMD GPU的数据中心功耗优化技术,涵盖从芯片架构设计、物理实现到全生命周期管理的多环节改进方案,并结合功率传输与噪声抑制技术降低GPU能耗。在算电协同视角下,该成果为高算力任务在绿色数据中心中的低功耗运行提供硬件层保障,但仍需与上层算电调度算法实现闭环联动。

#### 2) 异构资源统一度量体系

异构资源统一度量体系旨在通过构建“电力-算力-数据”多维时空价值映射模型,将电力(kW·h)、算力(FLOPS/W)、网络(bit/s)等异构资源转化为标准化“电算当量”,突破传统单一维度调度的局限性,实现跨域资源的动态等价交换与全局最优分配,为算电协同市场的可信交易与透明结算提供统一度量基准。

文献[11]指出,网络作为连接纽带将离散的数据中心、超算中心等泛在算力进行融合,实现以云为中心的算力资源运营,并通过网络实现高效算力调度。其强调,在超算中心间的跨域协同中,应引入资源敏感型协同计算方法,并建立算网资源效能模型,实现对算网资源的精准度量与计算组合优化。这一观点实质上突出了算电交互的动态耦合性,即网络调度不仅承载数据传输,还直接影响算力分配效率与电力消耗平衡。文献[12]基于算力增长与技术进步等多维因素,建立全国数据中心综合能耗及灵活性预测模型,并提出算力-电力协同政策建议。其对宏观层面资源规划具有指导意义,但在微观层面尚缺乏面向具体任务迁移与跨域资源实时结算的度量接口。文献[13]提出了提升面向网络物理电力系统韧性的评估指标和建模方法,涵盖优化组件恢复序列、识别关键节点和优化物理-网络耦合模式。通过具体数值细节,如在恢复策略中考虑组件的多状态故障和资源约束,展示了方法的有效性。上述研究为面向网络物理电力系统的韧性增强提供了理论基础和实践指导,对构建安全高效的协同原型系统具有重要参考价值。

在混合式度量场景下,文献[14]提出结合静态与动态指标的混合式度量方法,以“先静后动”的方式实现算力资源的利用率与匹配准确率提升。然而,该体系未纳入能耗维度指标,导致在算电协同场景下无法反映算力调度对电力系统的动态负载影响,限制了电算双向优化的实现。文献[15]针对综合能源系统,提出基于耦合消元准则的非侵入式源荷设备状态联合感知方法,可精准识别园区级多能源荷设备的等效功率特征,为算力调度提供实时电力侧负载画像。然而,该方法仍缺乏算力侧需求的

时空动态映射,难以实现双向闭环调优。文献[16]考虑电负荷、数据中心算力负载和风光等随机性因素,建立了包含数据中心能效与运行可靠性贡献等指标的电力系统运行可靠性评估指标体系,该指标体系的建立适用于规模更大、结构更复杂的电力系统,不仅有助于可再生能源消纳和电力系统安全可靠运行,还有助于数据中心节能降耗。

### 3) 综合分析

针对算电协同在低时延响应、能效优化及跨区域资源调配等方面的需求,当前研究对“云-边-端”协同架构设计、异构资源统一度量体系构建开展了大量探索与实践,其研究现状对比如表2所示。

整体来看,“云-边-端”协同架构与异构资源统一度量体系在算电协同体系中分别承担运行控制与资源价值衡量的双重支撑作用,共同构建起跨层级调度、跨区域资源交易与能效优化的核心技术链条。前者通过分层自治与弹性调度,实现算电资源在动态环境下的低时延、高可靠分配;后者以标准化度量与等价映射为基础,推动算电资源在多主体、多区域间的透明结算与最优配置。未来,两类技术仍需可在再生能源波动适配、能耗与碳排指标融合、异构硬件统一建模以及跨域实时结算接口等方面进一步突破。

“云-边-端”协同架构在异构数据融合、任务分层调度及能耗管控方面已取得显著进展,并初步展现了算电交互式优化的能力。然而,当前研究尚存在以下不足。①多层协同动态性不足。现有架构多采用预设协同策略,难以根据业务波动实时调整资源分配。例如,部分边缘-云协同平台虽支持任务分级卸载,但在突发负载下缺乏跨层反馈环路,导致边缘节点过载而云端资源空置。②数字孪生精

表2 “云-边-端”协同架构设计、异构资源统一度量体系研究现状对比

类别	核心作用	代表性研究方向	局限性
协同架构设计	提供“源-网-荷-储-算”全局决策与多目标权衡的理论基础	多层次算电调度架构设计 <sup>[5-6]</sup> ; 数据中心与电力系统融合架构设计 <sup>[7-8]</sup> ; 仿真技术架构设计 <sup>[9]</sup> ; 硬件架构设计 <sup>[10]</sup>	对可再生能源高波动下的自适应迁移仍不足,跨区域能量侧反馈耦合不够充分 <sup>[5]</sup> ; 多主体竞争场景下对电力调度信号的实时适配需增强 <sup>[6]</sup> ; 对调度稳定性下的异常、极端场景韧性论证不足 <sup>[7]</sup> ; 在高频波动可再生场景下,对容错与调度稳定性研究不足 <sup>[8]</sup> ; 异构硬件(CPU、FPGA、GPU)统一能耗建模与算力映射有待完善 <sup>[9]</sup> ; 尚需与上层算电调度策略形成闭环联动 <sup>[10]</sup>
度量体系构建	通过数据驱动实现在线预测、自适应调度与安全检测	算力 <sup>[11]</sup> 、网络 <sup>[12]</sup> 、能源 <sup>[13]</sup> 资源的独立度量体系构建; 静态+动态混合度量体系构建 <sup>[14]</sup> ; 电力+算力混合度量体系构建 <sup>[15-16]</sup>	缺少算、电、网三维统一度量 <sup>[11]</sup> ; 缺乏面向微观任务迁移与跨区域结算的度量接口 <sup>[12]</sup> ; 与算力侧时空需求映射尚未联动 <sup>[13]</sup> ; 缺少能耗维度指标度量,难反映电力侧动态负载影响 <sup>[14]</sup> ; 缺少算力需求的时空动态映射 <sup>[15]</sup> ; 算力度量与可靠性指标的跨域一致性仍需建立 <sup>[16]</sup>

度与联机开销难以平衡。高保真孪生需全量遥测与复杂仿真,难以在线运行;低保真模型难支撑故障自愈与跨层联动的风险前瞻,易导致调度偏差放大。

现有异构资源统一度量体系虽在算力度量与电力度量等独立场景形成了初步标准框架,但在跨行业标准互认、能耗与算力同步量化及电算双向实时映射等方面仍存在显著壁垒。具体来说,①跨域通用性与能耗适配性不足。现有度量框架多针对算力或电力单一领域建立标准化指标体系,在跨行业互认上缺乏统一规范,导致“算电通信”3类资源在同一度量域下无法实现无损映射。同时,部分度量方法未将能耗动态指标纳入核心参数,造成算力调度与电力供给之间的适配性不足,难以满足算电协同的实时能效优化需求。②静态指标可靠性与动态感知能力不足。部分度量体系仍以静态指标为主,缺乏对可再生能源波动、算力负载变化及网络拥塞等动态特征的实时感知与更新机制,导致度量结果在快速变化的算电交互场景中滞后性较强,调度策略偏离实际资源状态,降低了整体系统的运行效率与稳定性。

### 3.2 基础支撑技术

#### 1) 分布式计算技术

在可再生能源比例持续提升、电力系统运行的不确定性增强,以及实时数据处理需求不断攀升的背景下,分布式计算技术日益成为实现算电协同的关键支撑手段。其核心理念在于通过“云-边-端”多层协同架构,打破算力资源空间分布不均与终端设备算力受限的双重瓶颈,实现算力、电力与网络资源的动态适配与弹性调度,从而构建资源融合、高效运行的新型算电协同体系。

为应对终端设备计算能力不足所引发的任务处理瓶颈,云计算模式应运而生。通过任务集中化处理,用户可将复杂计算需求迁移至大规模高性能服务器集群构建的云平台,实现计算资源的远程调用与集中处理。在此基础上,文献[17]提出面向数字能源场景的云原生终端架构,系统分析了该架构在算力管理中的组成要素与运行约束,并构建了涵盖负载模型、异构资源模型与多场景供需优化的系统性框架。该研究指出云原生架构不仅为数字能源终端提供了资源弹性与敏捷部署能力,也为新型电力系统中的算电耦合提供了运行范式支撑。然而,云计算受限于物理距离与通信链路复杂性,难以满足

对超低时延与高可靠性的应用需求,尤其在高频动态场景中存在响应滞后问题。为此,边缘计算技术逐步成为算电协同的新兴发展方向。2022年,边缘计算产业联盟发布《“边缘计算+”技术白皮书》,系统提出了“边缘计算+高性能计算”等6项关键融合路径,强调算力从集中式云端向边缘节点延伸,以实现算网资源的深度融合与就近处理能力。为此,众多学者开展了边缘计算关键技术的研究,文献[18]聚焦于端侧算力网络的系统化设计,提出了面向能耗敏感型任务的架构构建方案,详细分析了任务调度、功率约束与通信接口协同等关键技术,并强调了在分布式计算节点中引入能效指标对资源调度策略优化的必要性。文献[19]面向低功耗物联网设备的计算卸载场景,设计了本地数据精简框架,优化了边缘层与设备层之间的数据传输路径,在降低时延与能耗方面表现出一定优势。然而,该方法在面对设备折旧、工作负载动态变化等系统非理想因素时,尚缺乏鲁棒性优化与泛化能力。文献[20]提出了一种用于多个数据中心的分布式能源管理方法,旨在通过利用可再生能源和储能设备降低数据中心的长期运营成本,包括电力成本、水消耗和碳排放。该方法基于随机优化问题的建模,并采用Lyapunov优化技术设计一种接近最优的在线算法,仅需当前系统信息即可实现系统成本与时延容忍工作负载性能之间的精细权衡。在模拟实验中,与静态调度算法和贪婪调度算法相比,该算法在电池容量为300 kW·h时,平均成本分别降低约15%和20%。

#### 2) 电力电子技术

电力电子技术作为算电协同的重要使能环节,通过在能量高效变换与智能控制方面的显著优势,为电力系统与算力系统之间的动态感知、柔性耦合及协同优化提供了坚实基础。尤其在柔性输电、分布式储能与绿色算力保障等场景中,电力电子设备与控制策略的系统级演进,已成为实现算电资源动态适配的关键路径。

在柔性输电与新能源消纳方面,文献[21]聚焦高比例新能源接入背景下的电网柔性互联问题,系统梳理了新型电力系统在互联能力、调控能力与稳定性方面的技术挑战,提出了包括柔性直流输电、可调节互联通道等在内的典型互联方案,并指出多层次资源的协同优化调度、区域间的功率动态平衡

将成为提升算电协同系统鲁棒性与灵活性的核心研究方向。针对边缘区域或孤岛电网的能源配套建设,文献[22]提出一种基于混合整数线性规划的输电与储能联合规划模型,优化决策储能容量与输电拓扑配置,在实现可再生能源高占比利用的同时,显著降低系统建设与运营总成本,验证了输电-储能协同机制对提升系统整体经济性的有效性。

在储能控制与运行优化方面,文献[23]针对孤岛直流微电网中储能单元的分布式控制问题,提出一种基于改进一致性算法的储能协调策略,通过局部信息交互实现多储能单元的功率均衡调节,有效保持了母线电压稳定,并显著降低了通信与算力负载,验证了其在动态扰动环境下的快速响应与低复杂度特性,为分布式算力支持的储能系统提供了高效控制范式。为解决数据中心高能耗、高碳排问题,文献[24]基于算力负荷时空转移特性,提出了风光荷时空互补的多能源配置模型,将可再生能源的波动特性与数据中心负荷灵活性相结合,在最小度电成本与碳排放目标下实现了绿色算力的优化部署。该方法在保障算力连续供给的同时,兼顾了电力系统运行经济性与环境友好性。文献[25]提出融合电池储能、风光热和抽水蓄能的多能互补系统,构建了兼顾电压稳定、运行成本与碳排放的多目标优化模型。通过设计并行约束的适应度函数与智能调度算法,有效提升混合储能系统的资源配置效率与可再生能源消纳能力,展现出良好的系统可扩展性与环境适应性。在融合技术应用中,文献[26]提出了能量中心智能电网架构,以解决智能电网中分布式能源资源的灵活实时能源供应问题。该架构利用云边缘计算,通过能量缓存和能量多址技术,减少可再生能源的间歇性,加快能源响应。通过实验证明,在请求频率增加时,以能源为中心的智能电网的能源响应时间受请求频率的影响较小,而传统方法的响应时延则会因数据包丢失和重传而增加。

### 3) 通信技术

通信技术作为算电协同的网络保障,是实现电力系统与算力系统深度融合的关键支撑。通过构建高可靠、低时延、确定性传输的网络环境,通信系统可有效连接异构资源,实现数据与控制信号的高效协同传输。近年来,电力专用通信协议(如 IEC 61850)与新型网络技术(如 TSN、5G/6G)的融合发展为构建高性能算电网络体系提供了新路径。

在面向 6G 网络的算力调度研究中,文献[27]提出一种结合联邦学习的时延均衡方案,综合考虑业务需求、资源负载、网络状态与节点算力等多维因素,显著缓解了训练过程中的时延抖动问题,提升了通信与计算资源的协同利用效率。文献[28]设计了一种新的移动增强边缘智能体(MEET, mobility-enhanced edge intelligence)框架,利用车辆与算力、通信与能源资源承载计算任务服务,在满足服务质量(QoS, quality of service)要求的同时,最大限度降低了部署与运维成本,增强了 6G 网络的服务能力。针对电力控制业务的 5G 和 TSN 融合网络,文献[29]提出了跨域调度和路由方法,设计了基于混合整数线性规划(MILP, mixed-integer linear programming)的动态流量平衡管理方案,该方案通过多目标模拟退火算法进行联合调度,解决配电自动化等业务的端到端确定性传输问题。

在确定性通信领域,时间敏感网络作为关键技术,被广泛用于保障算电协同中的任务传输精度与可预期性。针对基础框架设计,华为技术有限公司提出了 CFN-dyncast 架构<sup>[30]</sup>,实现了移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)站点的负载平衡和确定性资源分配,从而高效地管理网络,但该方法未提及如何优化整个算力网络的性能。为了满足用户对时间敏感的服务需求,文献[31]提出了一种新的服务覆盖框架 SmartBuoy,引入分布式的度量表来避免转发时延,并定义终止条件来确定覆盖边界,实将服务状态推送至用户附近,避免集中式调度带来的额外时延,减少了服务节点搜索空间,实现了近源快速响应。为提升通信质量,文献[32]对时间敏感网络进行优化,针对 GOOSE 服务的非标准传输模式,提出将 IEC 61850 标准中的 GOOSE 消息映射到 TSN 的方法,将其分为高优先级和低优先级两类,并分别映射到 TSN 的不同流量类别。例如,GOOSE 消息在无事件时以周期  $T_0$  (最大值为 1 min) 传输,在检测到事件时以非常短的时间间隔  $T_1$  (最小值为 1 ms) 传输。针对高实时性与高确定性算力调度需求,文献[33]研究了计算任务实时传输和实时计算的保障性问题,提出了确定性算力网络技术方案,并设计了技术架构与工作机制,实现计算任务的实时传输和实时计算。文献[34]将算力网络技术和时间敏感网络技术进行融合,通过门控排布、资源调度和路由路径协同决策,实现了

高效确定性转发,并显著缩短了优化收敛时间。在异构适配方面,文献[35]开展了协议转换中间件的设计,提出了一种基于数据分析的协议转换方案,设计 IEC 61850 与 Modbus 协议转换中间件,通过数据感知与协议适配技术实现异构设备互联,以满足智能电网数据分析中心的建设需求。例如,Modbus 协议的通信标识符和功能码等关键部分必须在其他协议中进行映射,以确保数据的准确传输和处理,但实时性较差。

#### 4) 基于数字孪生的仿真技术

在算电协同融合架构下,基于数字孪生(DT, digital twin)的仿真技术作为“虚实融合”的关键支撑平台,正逐步演化为系统级协同优化的核心引擎。通过高保真建模、双向数据驱动和实时演算能力,数字孪生技术能够全面表征异构算力调度、电能/热能/碳流分布、网络通信时延等多维动态过程,实现对多约束耦合行为的预测、优化与控制。

文献[36]系统总结了数字孪生在能源系统中的典型应用,提出物理实体、虚拟模型、双向通信、数据管理与服务构建五大核心组成部分,并指出当前研究在可再生能源场景下的孪生建模、实时交互与语义一致性方面仍存在空白,尤其在风光等非调节电源的多源状态融合方面缺乏统一建模框架。文献[37]聚焦综合能源系统中源、网、荷、储多主体协同过程,构建了具有不确定性刻画能力的动态建模机制,为算电协同系统的多场景扩展与灵活适配奠定了建模基础。在调度层面,文献[38]针对虚拟电厂中的多时间尺度优化需求,提出基于拉格朗日对偶松弛与部分可观测马尔可夫决策过程融合的实时协调机制,显著提升了算力资源在分布式能源场景下的经济性与响应速度,验证了数字孪生驱动下的“感-决-控”闭环调度效能。文献[39]针对能源工业控制系统的安全与可靠性需求,提出基于多级重构的五维融合数字孪生模型,并结合深度学习代理生成,实现了制造系统单元级服务重构,显著降低了仿真与重构成本。文献[40]引入用户需求侧推荐机制,构建了面向微电网的节能行为与分布式智能电网混合数字孪生模型,用以预测终端能量行为并优化需求响应。在技术融合应用中,文献[41]针对数字孪生协同控制研究,提出了一种基于云和边缘托管的数字孪生的分布式能源资源协调控制方法,以优化整体动态响应,有效支持电网频率调

节。通过实时仿真测试平台验证了该方法的有效性,结果表明,与传统方法相比,该方法显著提高了聚合分布式能源资源的响应速度和稳定性,减少了对实时通信的依赖。在频率事件发生时,通过云托管的协调控制,电网频率的最低点从 49.29 Hz 提高到 49.60 Hz,有效提升了电网的频率调节性能。在实际场景应用中,文献[42]结合工业场景的算力孪生网络中对高通量、异构工业数据的实时感知、同步和处理分析的独特性需求,提出算网孪生架构,通过并行构建数据处理、模型部署率、同步时延与准确率模型,平衡工业场景下算网资源与数字孪生精度,提升全局最优解搜索能力。文献[43]提出了一种用于微电网的认知数字孪生技术,通过在新加坡一个真实的微电网中开发和测试该技术,实现微电网的智能能源管理和优化。该技术包括一个位于物理微电网附近的客户端(用于实时控制),以及一个基于云的服务器(用于运行计算密集型的能源管理和优化算法)。研究中,通过 OPC UA 和基于套接字的通信架构,实现了微电网、客户端、服务器之间的孪生无缝通信。测试结果表明,该技术在不同的微电网运行场景下均表现出色,与理论最优值相比,运营成本差异仅为 0.24%,显著优于其他对比算法。

#### 5) 综合分析

针对算电协同体系的多维度支撑需求,当前研究对分布式计算技术、电力电子技术、通信技术、数字孪生技术开展了大量研究,其研究现状对比如表 3 所示。

整体来看,这 4 类技术在算电协同体系中形成互补关系:分布式计算技术提供算力支撑,电力电子技术实现能源灵活调配,通信技术保障信息与控制链路的实时可靠传输,数字孪生技术则为全局优化与系统演进提供决策支撑。未来,各基础保障技术还需解决以下难题。

分布式计算技术作为算电协同的“中枢神经”,已在“云-边-端”协同架构设计、资源调度机制与能耗优化策略等方面取得重要进展。但当前研究仍存在两大突出问题。①架构通用性与异构适配矛盾。分布式算力资源的应用需支持多平台、多域及多层次间的协同部署,但现有架构多适用于特定应用场景,标准化接口与统一数据模型尚未成熟,难以实现算力资源的跨平台互联与高效调用。为兼容异构

表3 分布式计算、电力电子、通信、数字孪生技术研究现状对比

类别	核心作用	代表性研究方向	局限性
分布式计算技术	提供多层协同算力支撑, 实现算力-电力-网络的动态适配与弹性调度	云-边-端多层协同架构的设计与优化 <sup>[17-18]</sup> ; 边缘计算关键技术的发展, 包括计算卸载机制 <sup>[19]</sup> 与资源分布式管理策略 <sup>[20]</sup> 等	对超低时延场景响应滞后, 跨域极端扰动鲁棒性论证不足 <sup>[17]</sup> ; 统一能耗度量与异构设备适配仍不完善 <sup>[18]</sup> ; 面向设备折旧/负载波动的鲁棒优化不足, 泛化性有限 <sup>[19]</sup> ; 对算力任务服务水平的联动建模有限, 极端可再生波动场景验证不足 <sup>[20]</sup>
电力电子技术	实现电力系统的能量高效变换与智能控制, 支撑算力任务执行	柔性输电与区域互联方案 <sup>[21]</sup> ; 输电-储能联合规划模型 <sup>[22]</sup> ; 分布式储能的协调控制方法 <sup>[23-25]</sup> ; 面向绿色算力的多能源架构设计 <sup>[26]</sup>	缺少算力负荷灵活性的联合调度实证 <sup>[21]</sup> ; 考虑静态规划, 对实时算力迁移的耦合不充分 <sup>[22]</sup> ; 模型参数依赖性强, 跨域扩展与联动算力调度未覆盖 <sup>[23]</sup> ; 与业务多副本/多域迁移策略协同缺失 <sup>[24]</sup> ; 多场景通用性不足, 算力需求与电力侧适配未深入结合 <sup>[25]</sup> ; 对算力调度与电力市场信号的融合研究不足 <sup>[26]</sup>
通信技术	提供高可靠、低时延、确定性传输保障算电协同业务	跨域调度与动态流量管理机制 <sup>[27-29]</sup> ; 在时间敏感网络领域, 涉及基础框架设计 <sup>[30-31]</sup> 、通信优化方法 <sup>[32-34]</sup> 及异构协议转换技术 <sup>[35]</sup>	缺少电力侧价格/碳排放考虑 <sup>[27]</sup> ; 算力任务迁移的电力消耗与跨域调度未充分建模 <sup>[28]</sup> ; 模型复杂度高, 跨域大规模部署成本高 <sup>[29]</sup> ; 聚焦通信层, 未与电力/算力消耗形成协同模型 <sup>[30]</sup> ; 与算力队列/副本部署耦合策略未完善 <sup>[31]</sup> ; 缺乏跨域大规模部署验证, 难以直接适配算力调度场景 <sup>[32]</sup> ; 对能耗/碳约束的统一度量与结算接口不充分 <sup>[33]</sup> ; 对能耗与电力系统动态约束考虑不足 <sup>[34]</sup> ; 转换时延与开销较高, 缺乏算力/能耗联合优化 <sup>[35]</sup>
数字孪生技术	构建“虚实融合”仿真与优化平台, 实现算电协同系统级调度与预测	高保真动态建模的基础理论 <sup>[36-37]</sup> ; 多时间尺度优化调度策略 <sup>[38]</sup> ; 多能源系统协同控制方法 <sup>[39-41]</sup> ; 面向算网融合的孪生应用实践 <sup>[42-43]</sup>	建模计算开销过大, 难以满足实时性 <sup>[36]</sup> ; 缺乏在线校准与动态适应能力 <sup>[37]</sup> ; 在超大规模算力任务场景下缺乏验证 <sup>[38]</sup> ; 聚焦制造系统场景, 缺乏对大规模能源系统跨域优化的考量 <sup>[39]</sup> ; 用户行为的突发性与不确定性建模不足, 影响预测与调控精度 <sup>[40]</sup> ; 研究重点局限于频率调节, 未覆盖其他运行指标 <sup>[41]</sup> ; 并行建模在大规模场景下可能导致计算与通信开销增加 <sup>[42]</sup> ; 面向实际部署的可扩展性与轻量化不足 <sup>[43]</sup>

环境, 系统需引入额外的适配与抽象机制, 进一步加剧系统复杂度与通信负担。②资源编排效率与管理粒度矛盾。算力资源的灵活调度要求精细化的感知与管理机制, 尤其在面对边缘设备、微型节点等低功耗资源时, 需高频采集与动态调度。然而, 细粒度编排虽然提升了资源利用率, 但也导致元数据暴涨、调度开销上升, 易引发系统响应时延、调度失效等问题。该矛盾在大规模、多域算力网络中尤为显著, 制约了分布式计算系统的性能上限。

电力电子技术作为算电协同中的“能量枢纽”, 不仅支撑了算力系统的绿色低碳运行, 也强化了电力系统的柔性调节能力。但当前研究仍存在两大问题。①控制灵活性与系统稳定性矛盾。电力电子器件具备快速响应和高度可控特性, 支持灵活调节和主动参与电网控制, 现有方案多聚焦于单一设备或局部系统的控制优化, 缺乏面向多源异构设备的全局协同控制机制, 难以实现跨层级、跨尺度的统一稳定调度与协调。②设备可塑性及集成复杂性矛盾。尽管电力电子器件具有良好的功能可重构能力, 便于适配不同应用场景, 但软硬件系统高度耦合, 导致控制系统设计复杂、调试成本高, 当前多数控制策略依赖预设模型与参数, 难以应对实际运

行中非线性、强耦合的动态环境变化。

通信技术推动算电协同研究迈入“确定性通信”为核心的新阶段。5G网络已实现电力控制业务从“尽力而为”向“可确定可达”的跃迁, TSN技术重构了设备间的精确协同机制。然而, 当前研究尚存在两大问题。①带宽扩展与时延控制矛盾。一方面, 确定性IP、TSN、切片等新型技术提升了带宽利用率和服务保障能力, 但其依赖复杂的调度策略与精准同步机制, 在大规模部署中易导致传输时延增加, 难以同时满足低时延与高带宽的双重需求; 另一方面, 轻量级调度虽可降低时延, 但对通信质量保障不足, 影响关键业务可靠性。②灵活接入与系统复杂度矛盾。随着IPv6+、边缘计算等技术融合推进, 通信系统接入能力显著增强, 虽满足异构终端多样化需求, 但缺乏针对算电协同的通用通信标准或协议栈, 尤其是在多域多网(如广域网、电力专网、算力调度网)协同下, 通信协议间无法有效映射与动态转换, 缺少跨协议的时序补偿、编码适配与安全验证机制, 影响整体系统的协调性与鲁棒性。

数字孪生技术正推动算电协同从静态规则向动态响应、从单物理维度向跨域耦合系统转变, 成为

实现智能感知、智能决策与智能调度的关键工具。但当前研究仍存在两大突出问题。①建模精度与仿真效率矛盾。高保真数字孪生模型要求对物理系统多维特性进行细粒度刻画,涉及复杂物理建模、数据融合与计算迭代,难以实现在线响应,现有仿真模型多依赖历史数据训练,难以适应算网系统中动态环境变化和资源异构特征,导致在突发场景下预测准确性下降。②系统复杂性与算力资源矛盾。随着多域系统耦合性增强,仿真系统需集成通信、算力、能源等多类型资源,提升了系统构建与维护复杂度。当前仿真系统多数聚焦于单域建模,缺乏面向多域协同的跨层级联动机制,难以支持复杂业务在异构资源间的动态迁移与重构。

### 3.3 核心算法与模型

#### 1) 协同优化算法

协同优化算法通过多目标动态规划与博弈论的融合,在电力与算力动态耦合过程中发挥核心决策作用。其本质是在多时间尺度、多主体交互的框架下,实现电力、算力与数据流等异构资源的全局最优配置,以化解“源-网-荷-储-算”多链条中经济性、低碳性与鲁棒性之间的多重矛盾,推动算力与电力从“局部优化”向“全局协同”演进。

多目标动态规划从全局视角出发,将能效<sup>[44]</sup>、成本及碳排放<sup>[45]</sup>、电网安全<sup>[46-48]</sup>等多重优化目标映射至状态-决策空间,并通过分阶段求解价值函数获取在不同环境与约束下的最优策略。在能效协同优化研究中,文献[44]针对园区综合能源系统全过程碳足迹问题,构建了低碳优化模型,将优化算法引入碳足迹量化模型中,使系统能够根据公共能源网络运行状态进行动态响应,该研究充分利用多能互补的灵活性以最小化碳排放,从而为能源系统与算力调度的低碳协同提供了范式。针对成本及碳排放协同优化研究,文献[45]提出一种考虑 MSD (minimum sustainable duration) 的主动配电网协调孤岛划分和调度策略,以最大化加权恢复能量。该策略通过引入“主导节点”的概念,避免了不可控孤岛的形成,并将移动分布式发电机的调度与主导节点的识别进行协同优化,以加速恢复过程。该策略可在灾后恢复场景中协调秒级开关控制与小时级电源调度。在面向安全与效率的协同优化研究中,文献[46]提出一种混合整数线性规划模型,用于联合优化故障评估和修复过程,以提高配电网的弹性。

该模型通过动态调整人员派遣决策,解决在进一步网络探索和修复已识别故障之间的决策难题。文献[47]提出一种面向主动配电网的灾后网络物理互依恢复调度框架,该框架利用设备到设备通信技术,在极端事件后迅速建立网络,以支持配电网的恢复。通过线性化技术和两阶段鲁棒优化模型,实现了对可再生能源输出不确定性的建模和优化。在 IEEE 123 节点测试系统上进行的数值测试表明,与不考虑分布式能源和网络物理互依性的方法相比,该方法在恢复关键负荷方面具有显著优势,能够减少高达 32.8% 的负荷损失成本。此外,文献[48]提出了一种针对配电网网络物理系统耦合故障的多阶段协作弹性增强策略。该策略考虑了网络、拓扑和功能层面上网络系统的相互依赖性,以及电网集成中的耦合关系,通过在自然灾害情况下对网络故障的定位和恢复过程的研究,提出了一个基于吸收率、适应率和能源供应率的弹性评估指标体系。以 IEEE-33 系统为例,结果表明,与仅考虑电网的传统恢复策略相比,所提策略在灾害初期显著提高了系统抵御灾害的能力,减少了整个过程中的负载损失。

此外,在协同优化研究中,博弈论方法则侧重于刻画多主体(如电力运营商、云/边缘计算服务商、负荷侧用户)在资源调度、收益分配等过程中的策略互动。通过纳什均衡<sup>[49-51]</sup>、Stackelberg 博弈<sup>[52]</sup>、演化博弈<sup>[53]</sup>等工具,研究各方在动态博弈中调整策略以实现效用最大化。文献[49]针对算力网络中的任务分解,将任务抽象为链式与有向无环图结构,提出结合势博弈与动态资源权重的分布式与启发式 workflow 卸载算法,在任务依赖约束下实现了较高的计算资源利用率与任务完成率。文献[50]考虑了信息局部性与不对称性对分布式调度性能的限制,提出结合博弈理论与多目标优化的动态响应分布式调度算法,在最小化交互开销与决策时延的同时显著提升了任务覆盖率,解决了算力任务在分布式环境下调度效率受限的问题。文献[51]针对由负荷聚合平台、能量聚合平台、调度数据中心组成的虚拟电厂的运行优化策略开展研究,设计了一种两层博弈方法,以最大化日前电力市场利润、最小化碳排放和保证用户满意度为目标,简化交易复杂性,增强单个参与者之间的互动性,增强市场灵活性。具体来说,对于用户侧,建立了基于价格弹性系数和用户直接负荷的需求响应模型,平衡发电的

经济性和排放性,并考虑用户资源使用满意度来制定最优的供电策略;对于发电侧,将碳排因子纳入碳排成本定价中,建立了以最大化可再生能源供应商收益为目标的 Stackelberg 博弈模型,提出的模型考虑了各主体之间的相互作用,增强了系统的耦合性,使所有参与者受益,从而提高了市场效率。文献[52]针对算力网络中资源分配问题,设计了基于算力网络的计算资源交易系统,引入了可信拍卖者,建立了一个双重拍卖市场。用户和计算节点与拍卖者进行联合竞价,共同决定竞价的最终价格,引入经验加权吸引学习算法来求解 Nash 均衡,算法允许通过与环境能源消耗的交互来动态地调整出价和要价策略,保障参与双方的收益性,并提高整体收益。考虑到大规模数据中心与分布式能源接入配电网中,文献[53]分析了数据中心的灵活调节潜力,构建需求响应模型,在此基础上,基于多变量源-负荷交互下的混合博弈,构建多级电网协同优化调度模型,实现了各主体间的利益均衡,提出了 Kriging 元模型求解主从博弈,优化了配电网和微网联盟的交易电价和电量,确保数据中心算力服务收益。

## 2) 联合调度与匹配技术

联合调度与匹配技术研究旨在通过时空解耦策略与算力、电力实时匹配机制构建“电力流-算力流”动态耦合优化框架,从根本上缓解能源与算力系统间“时空不匹配、供需难协同”的核心矛盾,推动算电协同从传统的“响应式调控”向“预测-优化-反馈”闭环演进,成为新型电力系统与算力网络深度融合的关键纽带。

时空解耦调度以时间维度(长、中、短期规划解耦)与空间维度(区域-边缘-终端分层解耦)分解策略,将复杂的跨域全局优化问题降维至可计算尺度,从而实现高维调度问题的可解性与可实时性平衡。文献[54]从多能源耦合视角出发,构建覆盖“源-网-荷-储”全链条的虚拟电厂运行机制,并以低碳经济为目标提出多能互补优化调度策略,实现可再生能源高比例消纳。该方法强调源端协同与多能互补效应,但在算力需求快速变化条件下的动态调节能力有限。文献[55]进一步引入需求响应负荷与地源热泵等柔性资源,将负荷划分为可转移与可削减类型,使其可参与系统调度以平滑负荷曲线,在保障算力服务质量的同时兼顾经济性与环保性。然而,该策略依赖负荷灵活性假设,对不具备

大规模柔性资源的区域适用性有限。文献[56]将应用程序抽象划分为多个具有依赖关系的子任务,将其抽象为有向无环图,与此同时提出了一种优先级调度算法用于任务调度、离线训练和在线部署,以最小化任务时延的同时降低能耗。为了降低物联网设备和 5G 基站的运营成本,实现低碳计算,文献[57]研究了长期平均运营支出最小化问题,结合能源与算力资源的联合调度,提出设计种在线联合能源网络资源调度算法,包括计算卸载、无线电传输,该方法同时考虑了电池的能量损耗、动态碳排放和空间电网约束,并通过 Lyapunov 优化框架将随机优化问题进行转化,基于凸启发式混合分布式算法得到了最优的局部计算资源分配和任务卸载解,并在能量调度过程中保护了网络节点的隐私,在保障网络稳定性的同时,降低了对电网的依赖性,优化了碳排放。针对队列调度优化研究,文献[58]提出一种基于异步流量整形(ATs, asynchronous traffic shaping)的性能评估和优化方法,用于智能变电站通信网络中的时间敏感网络。该方法通过建立端口连接模型,计算每个交换机端口的流量带宽和消息分布,进而优化 ATs 策略的整形参数,以最小化流量的端到端时延。例如,通过配置整形参数,即使在异常高优先级流量的情况下,ATs 策略仍能确保关键通信服务(如 SV 和 GOOSE 消息)的确定性低时延传输,提高流量的 QoS。文献[59]设计智能变电站 TSN 确定性网络架构,采用“三层两网”模型整合时间感知整形器与最早发送时间优先队列调度技术,确保采样值与通用面向对象变电站事件的端到端低抖动传输。实验结果表明,该方案能够将时间敏感消息的时延显著降低至约 60  $\mu\text{s}$ ,抖动稳定在约 140  $\mu\text{s}$ ,且无数据包丢失,有效提高了智能变电站自动化系统的数据传输可靠性。在实际场景应用中,文献[60]提出一种基于图卷积网络和双时延深度确定性策略梯度算法的联合调度计算框架。该框架旨在解决工业场景中动态流量和拓扑变化对硬实时需求的挑战,通过基于图卷积网络建模 TSN-5G 组件之间的关系,并利用双时延深度确定性策略梯度算法进行动态流量调度和 5G 无线资源分配。该研究为 TSN 5G 网络中的动态调度提供了新的解决方案。文献[61]针对高清视频流任务传输中的缓存调度问题,将“云-边-端”缓存管理过程抽象为凸优化问题,设计了基于可变比特率的

视频缓存路由策略,并引入在线梯度学习方法,实现了缓存策略的动态调整与最优路径自适应,显著提升了数据服务质量与能效水平。

算电实时匹配模型依托动态电价、实时算力需求等信号,通过多目标优化或博弈策略实现电力与算力资源的毫秒级精准匹配。文献[62]将算力资源抽象为算力位置标识、算力身份标识和算力属性标识,通过算力资源通信地址的分级映射、算力资源信息获取与算网信息融合实现算力服务的匹配,适用于多接入边缘计算环境,但缺乏能耗与排放的约束机制。文献[63]针对多用户多服务器边缘计算系统的能耗优化问题,通过任务卸载与动态资源调度避免负载不均导致的能耗过高,尽管该方法在理论层面可行,但缺乏实际部署验证,且算力度量方式较为简单,难以支撑复杂的跨域调度场景。文献[64]针对电力系统调度中考虑数据中心算力资源的需求响应计算速度不足的问题开展研究,构建了一种结合算力资源需求响应的电-算网双层优化模型,即上层为算力网络调度模型、下层为各区域电力网络调度模型,并结合卷积神经网络与分支定界法加速求解,显著缩短了调度周期并提升可再生能源消纳率。其不足在于神经网络模型泛化能力依赖训练数据质量,对极端扰动场景的鲁棒性仍需提升。文献[65]提出了基于云边协作框架的区域综合能源系统优化策略,旨在通过考虑碳交易过程来降低碳排放和交易成本。该策略将多能源交易嵌入云边协调框架中,其中综合能源零售商被视为云侧,而用户侧和供应侧被视为边缘侧,采用基于成功历史的自适应差分进化算法来获得互动策略。模拟结果表明,与传统的垂直集成结构相比,该方法的碳排放减少了2.4%,交易成本减少了3.4%。

### 3) AI驱动智能化管理技术

AI驱动技术作为算电协同的“智能决策中枢”,依托深度学习预测、强化学习控制等智能算法,能够有效破解电力与算力“动态响应滞后、多目标冲突难解”的核心瓶颈,推动算电协同由传统的“规则驱动”向“自主演化”转型升级。其核心优势在于通过数据驱动与自主决策相结合,实现跨域、多层次、多目标的自适应优化与安全防护。

针对智能性与精准服务能力的需求,文献[66]提出融智算力网络架构,从基础资源、资源管理、业务编排、运营服务及系统优化5个维度系统刻画

了AI赋能下的内生智能与业务智能特征,并通过3类典型业务场景的对比实验验证了其在服务精度与资源利用率上的优势,突出了AI在算电一体化网络中的战略价值。在任务卸载与资源分配的耦合优化上,文献[67]构建了双层卸载与调度框架:上层采用贪心流水作业调度算法快速生成卸载方案,下层利用深度强化学习精细化分配服务器资源,实现低时延与能耗经济性的平衡。该方法通过分层决策显著降低了状态空间规模,有效缓解了复杂场景下的计算负担。在大规模跨域耦合优化方面,文献[68]提出分层深度强化学习框架,将决策层与自治优化层分别负责充电站负荷分配与配电-交通网络优化,采用分层训练以缓解异步收敛问题,有效降低了状态-动作空间维度,在大规模耦合系统中表现出良好的收敛性与适应性。为提升资源调度的可信性与透明性,文献[69]提出一个区块链赋能的资源调度算法,将计算资源调度问题建模为一个马尔可夫决策过程,通过区块链来维护资源调度信息,并使用强化学习的方法来求解。文献[70]提出一种基于深度强化学习的能源优化分配方法,以能源消耗与信息传输时延的联合优化为目标,引入自适应学习机制动态调整功率分配,减少干扰的同时实现电算资源的高效动态管理,实验验证该方法在传输效率与网络整体性能上均有提升。文献[71]利用强化学习解决了移动边缘计算场景下的资源优化问题,在考虑传输时延、网络不确定性和能耗约束的情况下,以系统能量效率最大化为目标,联合优化动态资源分配和混合能源供应的随机任务卸载,实现了算电协同的最优策略选择。

在安全防护领域,文献[72]针对传统同步训练在动态环境中适应性不足的问题,提出异步鲁棒联邦学习方法,利用车辆算力与本地数据在能源受限条件下实现异步更新,不仅提升了模型在车联网环境下的适应性与计算效率,还保障了用户隐私与模型安全性。文献[73]提出了在多阶段攻击场景下评估电力系统网络弹性的方法,通过在测试平台上模拟攻击者对发电系统的影响,收集并融合了多种工业通信协议的数据,使用自动编码器算法进行恶意数据包的预测。例如,在实验中,自动编码器模型在仅使用14个网络特征时,对所有触发Snort警报的恶意数据包的检测精度达到了96%。该研究结果表明,通过数据融合和机器学习技术,可以在攻击

早期阶段高精度地检测恶意活动,从而提高电力系统的网络弹性。以此验证数据融合引擎对多阶段攻击的早期检测能力,证明仅依赖网络遥测数据即可实现高精度预测,补充了实时性优化的研究方向。此外,文献[74]提出改进卷积神经网络模型用于电网异构网络入侵检测,通过优化卷积结构与正则化方法提升特征提取能力,实验结果显示,改进卷积神经网络模型在电力网异构网络的入侵检测中准确率达到95.3%,显著优于基于自动编码器的入侵检测系统和变分自动编码器。此外,改进的卷积神经网络模型在处理复杂网络流量数据方面表现出强大的鲁棒性和良好的性能,为电力系统网络安全风险监测提供更可靠的技术支持。

4) 综合分析

针对算电协同的多目标优化、跨域实时匹配及智能化管理需求,当前研究对协同优化算法、联合调度与匹配技术、AI驱动智能化管理技术开展了大量研究,其研究现状对比如表4所示。

整体来看,协同优化算法、联合调度与匹配技术、AI驱动智能化管理技术在算电协同体系中共同构成支撑高效运行与智能演化的核心技术链条,有力推动了资源利用率提升与系统运行性能优化。未来,各基础保障技术还需解决以下难题。

协同优化算法在电算联合调度与分布式资源交易等应用中已取得显著进展。现有研究在处理能源与算力系统深度耦合的多目标优化问题时展现出较强的灵活性与适应性,尤其在引入价格弹性、碳排因子与多层博弈机制方面实现了创新。然而,当前研究尚存在以下问题。①全局协同效率受限。多目标动态规划虽能实现全局优化,但在跨域、多时间尺度场景下计算开销过高。例如,部分电算协同模型在处理分钟级新能源波动与算力任务迁移时,需要高维状态空间迭代,导致实时性不足。而采用启发式降维方法虽提升了响应速度,却牺牲了全局最优性与解的稳定性。②博弈收敛与稳定性不足。现有纳什均衡、Stackelberg 博弈等机制在强耦合、多主体交互环境下,受信息不对称与需求波动影响,均衡解易出现振荡或迟滞。例如,部分算力交易博弈框架虽提升了收益分配公平性,但在参与主体数量大幅增加时,收敛时间显著延长,影响动态调度效果。

联合调度与匹配技术在虚拟电厂、算力数据中心及边缘计算等多场景已取得初步成果,但在超大规模优化的计算复杂度、多重不确定性的量化精度及跨域协同机制标准化等方面仍存在显著挑战。①全局调度精度与可扩展性矛盾。现有联合调度技术虽可通过多目标优化提升风光出力消纳与算力资源利

表 4 多目标优化、跨域实时匹配及智能化管理技术研究现状对比分析

类别	核心作用	代表性研究方向	局限性
协同优化算法	提供“源-网-荷-储-算”全局决策与多目标权衡的理论基础	低碳与能效最优化 <sup>[44]</sup> ; 灾后恢复与弹性增强 <sup>[45-48]</sup> ; 多主体博弈与交易机制 <sup>[49-53]</sup> , 包括纳什均衡 <sup>[49-51]</sup> 、Stackelberg 博弈 <sup>[52]</sup> 、演化博弈 <sup>[53]</sup>	高保真建模复杂, 在算力快速波动场景下适应性有限 <sup>[44]</sup> ; 模型依赖灾后场景假设, 跨域算力任务耦合 <sup>[45]</sup> ; 计算复杂度高, 难以支撑大规模跨域资源调度 <sup>[46]</sup> ; 在大规模算力-电力交互环境下的适用性验证不足 <sup>[47]</sup> ; 依赖于理想化指标体系, 难以应对高频随机扰动 <sup>[48]</sup> ; 收敛性与稳定性在大规模动态场景下不足 <sup>[49]</sup> ; 算力不对称性与信息局部性限制仍显著 <sup>[50]</sup> ; 模型复杂, 实时求解效率偏低 <sup>[51]</sup> ; 收敛速度受限, 难以应对突发算力需求波动 <sup>[52]</sup> ; 泛化能力依赖数据质量, 极端扰动下鲁棒性不足 <sup>[53]</sup>
联合调度与匹配技术	在电力流-算力流之间实现时空分解与实时匹配	时空分解的虚拟电厂与多能互补调度 <sup>[54-56]</sup> ; TSN 与边缘时延控制 <sup>[57-60]</sup> ; 缓存与路径自适应 <sup>[61]</sup> ; 算力-电力双层匹配 <sup>[62-65]</sup>	动态算力需求下调度灵活性不足 <sup>[54]</sup> ; 假设柔性资源充足, 对资源匮乏区域适用性差 <sup>[55]</sup> ; 在能耗与时延优化上仍存在计算开销瓶颈 <sup>[56]</sup> ; 理论验证充分, 但缺乏实际部署案例 <sup>[57]</sup> ; 在多协议融合环境下的扩展性不足 <sup>[58]</sup> ; 工业级大规模测试数据不足 <sup>[59]</sup> ; 计算复杂度偏高, 适用场景局限 <sup>[60]</sup> ; 算力度量与能耗约束未纳入 <sup>[61]</sup> ; 缺乏能耗与碳排约束机制 <sup>[62]</sup> ; 缺少实际部署验证 <sup>[63]</sup> ; 泛化依赖训练数据, 鲁棒性不足 <sup>[64]</sup> ; 改善碳排与交易成本, 但场景推广性有限 <sup>[65]</sup>
AI驱动智能化管理技术	通过数据驱动实现在线预测、自适应调度与安全检测	融智算力网络架构设计 <sup>[66]</sup> ; 双层强化学习与卸载调度 <sup>[67-68]</sup> ; 区块链+强化学习可信调度 <sup>[69-71]</sup> ; 联邦/异步鲁棒学习 <sup>[72]</sup> ; 基于自动编码器与改进卷积神经网络的入侵检测 <sup>[73-74]</sup>	对跨域实时动态调度支撑不足 <sup>[66]</sup> ; 在复杂场景下仍存在训练开销与收敛问题 <sup>[67]</sup> ; 模型可解释性不足, 部署复杂 <sup>[68]</sup> ; 额外引入链上开销, 实时性不足 <sup>[69]</sup> ; 缺少物理机理约束, 可解释性不足 <sup>[70]</sup> ; 模型复杂度高, 适应性有限 <sup>[71]</sup> ; 计算复杂, 实时性不足 <sup>[72]</sup> ; 依赖数据集特征, 迁移性有限 <sup>[73]</sup> ; 对复杂大规模网络流量验证不足 <sup>[74]</sup>

用率,但多采用鲁棒优化、双层优化等复杂求解框架,导致在超大规模系统中计算复杂度急剧增加,难以在秒级或分钟级实现全局最优。此外,基于启发式或轻量化近似求解的方法虽能降低计算时延,却牺牲了全局最优性与对多重不确定性的适应能力。②动态适应性与跨域匹配深度矛盾。部分实时匹配策略依赖静态算力度量与固定调度周期,难以对风光出力与算力需求的高频波动进行快速响应。部分在线优化方法虽具备一定动态调整能力,但依赖离线参数训练,导致突发任务迁移或能源波动下响应滞后,影响鲁棒性与能源利用效率。

AI驱动智能化管理技术在算电协同的架构设计、资源调度与安全防护等方面取得了显著进展。然而,当前研究仍存在以下问题。①预测精度不足。现有深度强化学习与自适应优化方法多依赖离线训练或固定策略更新周期,虽能在静态或缓变场景中取得较优效果,但在新能源波动与算力需求突变的动态环境下,模型响应迟滞明显。②模型智能性与可解释性矛盾。现有方法多依赖端到端黑箱决策,缺乏电力物理机理约束与可解释分析机制,虽在特定任务下展现较强自主优化能力,但在跨域泛化与安全可信性评估方面存在明显不足,难以在高安全等级场景中直接部署。

#### 4 算电协同发展趋势展望

随着“东数西算”等国家重大工程的持续推进,算力与电力系统的深度融合已成为推动数字经济与绿色低碳转型的重要驱动力。然而,在协同架构设计的标准性、指标度量体系构建的全面性、协同优化的资源异构性、联合调度与匹配的实时性以及智能化管理的有效性等方面,当前仍面临诸多技术与工程挑战。为应对这些问题,亟须以数据流向为主线,构建覆盖数据采集、传输、处理与应用全过程的算电协同框架,实现算力与电力资源在全链条上的精准匹配与动态优化。未来,算电协同将由分散式、局部性优化向全局化、智能化与标准化演进,实现多源异构资源的高效调度与绿色利用,并推动能源系统与信息基础设施的协同升级。

##### 1) 基于算电孪生的标准化协同架构设计

现有算电协同架构在硬件异构性与动态反馈响应方面存在瓶颈,难以支撑多层次、跨域任务的高效迁移与能效优化。未来应攻关边缘节点在异构环

境下的能效建模与任务迁移技术,构建“全局优化-区域自治-终端敏捷响应”的多层协同生态。依托“云-边-端”分层架构与数字孪生技术,可形成“感知-决策-控制”闭环系统,其中,边缘侧利用轻量化学习模型(如知识蒸馏、神经架构搜索)实现本地智能自治,云端通过全局知识库进行策略演化;同时,跨尺度孪生协同仿真将覆盖设备级、场站级及电网级,支撑全局化的智能决策与系统演化。

##### 2) 多维度指标的统一度量与价值评估

现有算电协同的度量体系在跨域资源价值映射方面尚不完善,制约了资源交易与市场化运营。为此,应建立“电-算-碳”三元耦合的统一度量体系,定义时空泛化的电算当量模型(如单位电力可转化为相应的算力值),并融合碳足迹因子构建多维价值映射函数。通过建设全国统一的碳效数据库,可为多主体提供高精度的碳排放因子与碳效信息;结合自适应修正算法,实时响应可再生能源波动与硬件能效变化,为跨域调度与绿色交易提供可量化、可验证的定价依据,从而推动算电协同市场由理论走向工程落地。

##### 3) 全局多源异构资源协同优化

当前,部分算力中心与可再生能源供给存在显著的时空错配,导致跨区输电损耗增加及资源利用率下降。未来,算电协同将突破局部优化的局限,构建覆盖发电、输配电、储能及算力中心的全链路、多场景仿真与优化平台,实现“源-网-荷-储-算”一体化规划与运行。在硬件层面,应研制适配边缘计算的低功耗电力专用AI芯片,提升分布式节点的算力能效。通过建立新能源消纳与算力负载的动态耦合优化模型,可进一步推动绿色数字基础设施的高效协同运行。

##### 4) 跨域算电资源的时空联合匹配

在新能源渗透率持续提升的背景下,电力与算力资源的实时耦合需求愈发迫切。结合TSN、6G与算力调度,可构建高可靠、低时延的跨域算电资源时空联合匹配体系,将实时计算任务下沉至边缘节点以缩短响应链路。同时,针对风光功率预测偏差引发的备用容量扩张与弃风弃光问题,应开展融合卫星云图、雷达探测及设备状态等多源数据的高精度预测模型研究,实现分钟级功率预测;在此基础上,不断完善电力-算力联合规划与动态匹配模

型, 实现算力负载与新能源出力的高效耦合, 提升算力利用率与新能源消纳效率。

### 5) AI 驱动的动态智能管理

现有算电协同中的智能管理技术在多源异构资源的全局优化与实时调度方面仍存在局限, 难以充分释放算力中心的柔性调节潜力, 制约了对电网秒级灵活性需求的响应能力。面向未来, 可依托人工智能技术发展双向互动调控与异构算力资源聚合方法, 将 GPU 集群、边缘节点及 AIoT 终端统一纳入调度体系。在此基础上, 设计自适应弹性算力调度算法, 根据实时任务需求与电网运行状态动态分配算力资源; 构建终端算力共享与互联平台, 激活跨组织、跨地域的闲置算力, 实现多方协同作业与负载均衡, 从而显著提升系统整体的灵活性、鲁棒性与调度效率。

## 5 结束语

算力与电力的深度协同为破解“双碳”目标下算力基础设施高能耗、资源利用率低等难题提供了全新路径, 已成为推动数字经济与新型能源体系深度融合的关键研究方向。本文系统梳理了近年来算电协同领域的代表性研究成果, 首先, 概述了算电协同的基本内涵与发展背景; 其次, 结合绿色数据中心建设需求, 提出了算电协同一体化体系架构; 随后, 从基础支撑技术、核心算法与模型以及系统架构设计等方面分析了国内外研究进展, 并总结了现阶段存在的主要问题; 最后, 围绕技术瓶颈与发展趋势, 对算电协同的未来演进路径进行总结与展望, 为后续研究和工程实践提供参考。

### 参考文献:

- [1] IEA. Energy and AI[R]. 2025.
- [2] 陈敏, 郭庆来, 井汤博, 等. 算电协同探索: HVDC 侧储备一体电池灵活性挖掘[J]. 电力建设, 2025, 46(2): 1-12.  
CHEN M, GUO Q L, JING T B, et al. Exploring synergy of computing power and electricity: unearthing flexibility of high-voltage direct current-side integrated backup and energy storage batteries[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(2): 1-12.
- [3] 曹雨洁. 数据中心和电网“算力-能源”协同优化及综合效益研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2024.  
CAO Y J. Research on coordinated optimization and comprehensive benefits of “computing power-energy” integration between data centers and power grids[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2024.
- [4] 国家发展改革委, 国家能源局, 国家数据局. 加快构建新型电力系统行动方案(2024—2027年)[R]. 2024.  
National Development and Reform Commission, National Energy Administration, National Data Administration. Action plan for accelerating the construction of a new-type power system (2024 - 2027) [R]. 2024.
- [5] 徐家豪, 余辰, 李健, 等. 算网融合下的多层次计算资源系统[J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(7): 1754-1770.  
XU J H, YU C, LI J, et al. Multi-tier computing resource system for computing and network convergence[J]. Journal of Computer Research and Development, 2025, 62(7): 1754-1770.
- [6] 丁凯, 蒋超越, 陶铭, 等. 多源异构传感器数据融合和算力优化研究[J]. 物联网学报, 2024, 8(4): 23-33.  
DING K, JIANG C Y, TAO M, et al. Research on heterogeneous data fusion and arithmetic optimization in multi-sensor systems[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2024, 8(4): 23-33.
- [7] WU Z Y, CHEN L, WANG J X, et al. Incentivizing the spatiotemporal flexibility of data centers toward power system coordination[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2023, 10(3): 1766-1778.
- [8] PATEL Y S, TOWNEND P, SINGH A, et al. Modeling the green cloud continuum: integrating energy considerations into cloud-edge models[J]. Cluster Computing, 2024, 27(4): 4095-4125.
- [9] 黄韬, 周子翔, 唐琴琴, 等. 面向自智算力网络的数字孪生: 架构与关键挑战[J]. 通信学报, 2025, 46(4): 255-271.  
HUANG T, ZHOU Z X, TANG Q Q, et al. Digital twin for self-intelligent computing power networks: architecture and key challenges[J]. Journal on Communications, 2025, 46(4): 255-271.
- [10] RAHAL-ARABI T, AREND P V D, JAIN A, et al. Optimizing GPU data center power[C]//Proceedings of the 2024 IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS). Piscataway: IEEE Press, 2024: 358-362.
- [11] 张宏科, 于成晓, 权伟, 等. 融算网络体系基础研究[J]. 电子学报, 2022, 50(12): 2928-2934.  
ZHANG H K, YU C X, QUAN W, et al. Fundamental research on computing integration networking[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(12): 2928-2934.
- [12] 王永真, 唐豪, 魏一鸣, 等. 中国数据中心综合能耗及其灵活性预测[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2025, 27(2): 12-18.  
WANG Y Z, TANG H, WEI Y M, et al. Comprehensive energy consumption and flexibility forecast of data centers in China[J]. Journal of Beijing Institute of Technology (Social Sciences Edition), 2025, 27(2): 12-18.
- [13] LI Z S, WU G Y, CASSANDRO R, et al. A review of resilience metrics and modeling methods for cyber-physical power systems (CPPS) [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2023, 73(1): 59-66.
- [14] 柴若楠, 郜帅, 兰江雨, 等. 算力网络中高效算力资源度量方法[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(4): 763-771.  
CHAI R N, GAO S, LAN J Y, et al. Efficient computing resource metric method in computing-first network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2023, 60(4): 763-771.
- [15] 张睿祺, 刘博, 韦尊. 非侵入式综合能源系统源荷状态联合感知方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(8): 3105-3115.  
ZHANG R Q, LIU B, WEI Z. Non-intrusive source-load state joint sensing method for integrated energy system[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(8): 3105-3115.
- [16] 王辉东, 高晋坤, 黄佳斌, 等. 考虑数据中心负载灵活性的电力系统运行可靠性评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(21): 96-105.  
WANG H D, GAO J K, HUANG J B, et al. Power system operational

- reliability evaluation method considering data center load flexibility[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(21): 96-105.
- [17] 蔡田田, 蔡泽祥, 李俊业, 等. 基于云原生的新型电力系统数字能源终端: 模型与方法[J]. *上海交通大学学报*, 2024, doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.231.
- CAI T T, CAI Z X, LI J Y, et al. Cloud-native based new digital energy terminal for power systems: models and methods[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2024, doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.231.
- [18] 张兴, 曲哲言, 孙钰坤, 等. 端侧算力网络: 架构与关键技术[J]. *北京邮电大学学报*, 2024, 47(3): 1-9, 23.
- ZHANG X, QU Z Y, SUN Y K, et al. Terminal-side computing power network: architecture and key technologies[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2024, 47(3): 1-9, 23.
- [19] BEBORTTA S, SENAPATI D, PANIGRAHI C R, et al. An adaptive modeling and performance evaluation framework for edge-enabled green IoT systems[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2021, 6(2): 836-844.
- [20] ZHANG G L, ZHANG S, ZHANG W Q, et al. Distributed energy management for multiple data centers with renewable resources and energy storages[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2020, 10(4): 2469-2480.
- [21] 司金冬, 吴熙, 郭其胜, 等. 面向高比例新能源消纳的地区电网柔性互联规划与运行技术综述[J]. *电网技术*, 2024, 48(6): 2272-2286.
- SI J D, WU X, GUO Q S, et al. Review of flexible interconnection of regional grids interconnection planning and operation techniques for high percentage of renewable energy consumption[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(6): 2272-2286.
- [22] MISIC A S, KARATAS M, DASCI A. Energy storage and transmission line design for an island system with renewable power[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 201: 110901.
- [23] 梁海峰, 丁政, 李鹏. 基于改进一致性算法的孤岛直流微电网储能系统分布式控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(16): 59-71.
- LIANG H F, DING Z, LI P. Distributed control strategy of an energy storage system in an isolated DC microgrid based on an improved consensus algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(16): 59-71.
- [24] 可思为, 董萍, 马铭宇, 等. 考虑风光荷时空互补的多能源绿色数据中心多目标配置方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(22): 22-33.
- KE S W, DONG P, MA M Y, et al. A multi-objective allocation method for multi-energy green data centers considering wind, solar and load spatial-temporal complementarity[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(22): 22-33.
- [25] PANDA A, DAUDA A K. Strategizing sustainability: Integrating hybrid energy storage systems into renewable power grid for optimal operation[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2025, 122: 109906.
- [26] WANG K, WU J, ZHENG X, et al. Cloud-edge orchestrated power dispatching for smart grid with distributed energy resources[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2023, 11(2): 1194-1203.
- [27] CAI Y Z, LEI B, ZHAO Q Y, et al. Communication efficiency optimization of federated learning for computing and network convergence of 6G networks[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2024, 25(5): 713-727.
- [28] SUN Y X, XIE B W, ZHOU S, et al. MEET: mobility-enhanced edge intelligence for smart and green 6G networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2023, 61(1): 64-70.
- [29] ZHENG W J, WANG Y, DU B, et al. TSN and 5G integrated network cross-domain scheduling and routing method for power control business[C]//*Proceedings of the 2023 12th International Conference of Information and Communication Technology (ICTech)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 503-508.
- [30] LIU B, MAO J W, XU L, et al. CFN-dyncast: load balancing the edges via the network[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [31] QI J P, SU X, WANG R. Toward distributively build time-sensitive-service coverage in compute first networking[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2023, 32(1): 582-597.
- [32] JOVER M, BALLESTEROS A, BARRANCO M, et al. Mapping IEC 61850 GOOSE messages into time-sensitive networking[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE 29th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-4.
- [33] 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.
- [34] 孙国玮, 许方敏, 朱瑾瑜, 等. 算力网络中的确定性调度与路由联合智能优化方案[J]. *北京邮电大学学报*, 2023, 46(2): 9-14.
- SUN G W, XU F M, ZHU J Y, et al. Deterministic scheduling and routing joint intelligent optimization scheme in computing first network[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2023, 46(2): 9-14.
- [35] XU M S, QIU H J, ZHU C M. Research and application of a protocol conversion technology for data analysis systems[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE 8th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1190-1193.
- [36] HELUANY J B, GKIOULOS V. A review on digital twins for power generation and distribution[J]. *International Journal of Information Security*, 2024, 23(2): 1171-1195.
- [37] 林俊光, 冯彦皓, 林小杰, 等. 综合能源系统源网荷储动态建模技术进展[J]. *热力发电*, 2022, 51(10): 92-102.
- LIN J G, FENG Y H, LIN X J, et al. Advances in dynamic modelling of source, grid, load and storage in integrated energy systems[J]. *Thermal Power Generation*, 2022, 51(10): 92-102.
- [38] 李翔宇, 赵冬梅. 分散架构下多虚拟电厂分布式协同优化调度[J]. *电工技术学报*, 2023, 38(7): 1852-1863.
- LI X Y, ZHAO D M. Distributed coordinated optimal scheduling of multiple virtual power plants based on decentralized control structure[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2023, 38(7): 1852-1863.
- [39] CHEN C, LV Z, LI N N, et al. Design and multilevel reconstruction method of intelligent power industry control system based on digital twins[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2024, 36(16): e8102.
- [40] ONILE A E, PETLENKOV E, LEVRON Y, et al. Smartgrid-based hybrid digital twins framework for demand side recommendation service provision in distributed power systems[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2024, 156: 142-156.
- [41] HAN J X, HONG Q T, SYED M H, et al. Cloud-edge hosted digital twins for coordinated control of distributed energy resources[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2022, 11(2): 1242-1256.
- [42] 吴双, 谢人超, 唐琴琴, 等. 面向工业生产的算力孪生网络数据处理优化方法[J]. *通信学报*, 2025, 46(3): 1-12.

- WU S, XIE R C, TANG Q Q, et al. Optimization method for data processing in digital twin-enabled computing power network for industrial production[J]. *Journal on Communications*, 2025, 46(3): 1-12.
- [43] SIVANEASAN B, TAN K T, ZHANG W. Cognitive digital twins for the microgrid: a real-world study for intelligent energy management and optimization[J]. *IEEE Internet Computing*, 2025, 29(1): 39-47.
- [44] 胡博, 孙铠彬, 邵常政, 等. 面向全过程碳足迹的园区综合能源系统碳感知与优化方法[J]. *高电压技术*, 2022, 48(7): 2495-2504.
- HU B, SUN K B, SHAO C Z, et al. Carbon perception and optimization method of the integrated community energy system oriented to the whole process carbon footprint[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(7): 2495-2504.
- [45] SUN L, WANG H, HUANG Z H, et al. Coordinated islanding partition and scheduling strategy for service restoration of active distribution networks considering minimum sustainable duration[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(6): 5539-5554.
- [46] JALILIAN A, TAHERI B, MOLZAHN D K. Co-optimization of damage assessment and restoration: a resilience-driven dynamic crew allocation for power distribution systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 40(1): 676-688.
- [47] WANG C Y, YAN M Y, PANG K Y, et al. Cyber-physical interdependent restoration scheduling for active distribution network via ad hoc wireless communication[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(5): 3413-3426.
- [48] LIU Y L, FENG H N, HATZIARGYRIOU N D. Multi-stage collaborative resilient enhancement strategy for coupling faults in distribution cyber physical systems[J]. *Applied Energy*, 2023, 348: 121560.
- [49] 姜玉龙, 东方, 郭晓琳, 等. 算力网络环境下基于势博弈的工作流任务卸载优化机制[J]. *计算机研究与发展*, 2023, 60(4): 797-809.
- JIANG Y L, DONG F, GUO X L, et al. Potential game based workflow task offloading optimization mechanism in computing power network[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2023, 60(4): 797-809.
- [50] 张晶, 关建峰, 刘科显, 等. 基于动态势博弈的边缘算力网络任务调度算法[J]. *电子学报*, 2025, 53(1): 221-237.
- ZHANG J, GUAN J F, LIU K X, et al. Task scheduling algorithm based on dynamic potential game for edge compute first networking[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(1): 221-237.
- [51] WU J K, LIU Z W, LI C J, et al. Coordinated operation strategy of virtual power plant based on two-layer game approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2025, 16(1): 554-567.
- [52] DENG Y Z, HU Z C, XU W H, et al. Collaborative resource allocation in computing power networks: a game-theoretic double auction perspective[J]. *Computer Networks*, 2024, 255: 110850.
- [53] ZHANG J L, HU Z P. Optimization study of county multi-level power grid co-dispatch based on hybrid game considering multivariate source-load interaction[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 275: 126981.
- [54] 张宁, 朱昊, 杨凌霄, 等. 考虑可再生能源消纳的多能互补虚拟电厂优化调度策略[J]. *发电技术*, 2023, 44(5): 625-633.
- ZHANG N, ZHU H, YANG L X, et al. Optimal scheduling strategy of multi-energy complementary virtual power plant considering renewable energy consumption[J]. *Power Generation Technology*, 2023, 44(5): 625-633.
- [55] 朱霄珣, 刘占田, 薛劲飞, 等. 计及柔性负荷参与的综合能源系统优化调度[J]. *太阳能学报*, 2023, 44(9): 29-38.
- ZHU X X, LIU Z T, XUE J F, et al. Optimal scheduling of integrated energy system with flexible load participation[J]. *Acta Energetica Sinica*, 2023, 44(9): 29-38.
- [56] XIAO H, XU C Q, MA Y X, et al. Edge intelligence: a computational task offloading scheme for dependent IoT application[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(9): 7222-7237.
- [57] CHEN K, SUN Y, ZHENG S L, et al. Online collaborative energy-network resource scheduling for WPT-enabled green edge computing[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2024, 8(2): 601-618.
- [58] JIA H B, WU W R, WU K, et al. Performance evaluation and optimization of asynchronous time-sensitive networking in substation automation systems[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2024, 39(6): 3481-3491.
- [59] MEI X, WANG J, LIU C, et al. Development of traffic scheduling based on TSN in smart substation devices[J]. *Applied Sciences*, 2024, 14(22): 10135.
- [60] ISLAM S T. WIP: AI-based dynamic joint schedule calculation for TSN over 5G using GCN-TD3[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE 29th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-4.
- [61] XIAO H, ZHUANG Y R, XU C Q, et al. Transcoding-enabled cloud-edge-terminal collaborative video caching in heterogeneous IoT networks: an online learning approach with time-varying information[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(1): 296-310.
- [62] 周帆帆, 雷波. 算力网络中基于算力标识的算力服务需求匹配[J]. *数据与计算发展前沿*, 2022, 4(6): 20-28.
- ZHOU G F, LEI B. Computing service demand matching based on computing power identification in computing power network[J]. *Frontiers of Data & Computing*, 2022, 4(6): 20-28.
- [63] 沈林江, 崔超, 徐胜霞, 等. 多用户多边缘服务器的低碳算力网技术研究[J]. *数据与计算发展前沿(中英文)*, 2024, 6(5): 91-101.
- SHEN L J, CUI C, XU S X, et al. Research on low-carbon computational power network technology for multi-user and multi-edge server system[J]. *Frontiers of Data & Computing*, 2024, 6(5): 91-101.
- [64] 张磊, 李然, 唐伦, 等. 计及算力需求响应的神经分支电-算网快速优化方法[J]. *上海交通大学学报*, 2024, doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.616.
- ZHANG L, LI R, TANG L, et al. Neural branching power-computation network fast optimization method considering computing demand response[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2024, doi: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.616.
- [65] HUA H C, WU X C, CHEN X Y, et al. Carbon reduction oriented regional integrated energy system optimization via cloud-edge cooperative framework[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2025, PP(99): 1-12.
- [66] 胡玉姣, 贾庆民, 孙庆爽, 等. 融智算力网络及其功能架构[J]. *计算机学报*, 2022, 49(9): 249-259.
- HU Y J, JIA Q M, SUN Q S, et al. Functional architecture to intelligent computing power network[J]. *Computer Science*, 2022, 49(9): 249-259.
- [67] 邝祝芳, 陈清林, 李林峰, 等. 基于深度强化学习的多用户边缘计算任务卸载调度与资源分配算法[J]. *计算机学报*, 2022, 45(4): 812-824.
- KUANG Z F, CHEN Q L, LI L F, et al. Multi-user edge computing task offloading scheduling and resource allocation based on deep reinforcement learning[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2022, 45(4): 812-824.
- [68] HAN Q, LI X P, HE L C. A hierarchical deep reinforcement learning method for coupled transportation and power distribution system dis-

- patching[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 145: 110264.
- [69] 衷璐洁, 王目. 区块链赋能的算力网络协同资源调度方法[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(4): 750-762.
- ZHONG L J, WANG M. Blockchain-empowered cooperative resource allocation scheme for computing first network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2023, 60(4): 750-762.
- [70] ZHANG Y, JING R, ZOU Y J, et al. Optimizing power allocation in contemporary IoT systems: a deep reinforcement learning approach[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2025, 46: 101114.
- [71] ANSERE J A, GYAMFI E, LI Y J, et al. Optimal computation resource allocation in energy-efficient edge IoT systems with deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2023, 7(4): 2130-2142.
- [72] 尹宏博, 王帅, 张科, 等. 车辆算力网络中异步鲁棒联邦学习方法研究[J]. 物联网学报, 2024, 8(4): 14-22.
- YIN H B, WANG S, ZHANG K, et al. Research on asynchronous robust federated learning method in vehicle computing power network[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2024, 8(4): 14-22.
- [73] HOMOU D L A, BARPANDA N, GOULART A, et al. On grid resiliency: cyber-physical detection tool evaluated in a multi-stage attack scenario[C]//Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-7.
- [74] LI Y N, YANG Y F, ZHA J, et al. Research on network security risk monitoring method based on big data in power grid heterogeneous network fusion scenarios[C]//Proceedings of the 2024 5th International Conference on Smart Grid and Energy Engineering (SGEE). Piscataway: IEEE Press, 2024: 289-292.
- [75] 李逸博, 李小平, 王爽, 等. 面向算力网络的智慧调度综述[J]. 自动化学报, 2024, 50(6): 1086-1103.
- LI Y B, LI X P, WANG S, et al. Survey on wise scheduling in computing power network[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(6): 1086-1103.
- [76] BOSCARIOL M, CACCIAGUERRA E, GASBARRI P, et al. A review of current practices and challenges in green data centers: renewable energy sources, waste heat recovery, and intelligent management systems[C]//Proceedings of the 2025 33rd Euromicro International Conference on Parallel, Distributed, and Network-Based Processing (PDP). Piscataway: IEEE Press, 2025: 478-485.
- [77] 汪际峰, 李鹏, 梁锦照, 等. 电力系统数字化历程与发展趋势[J]. 南方电网技术, 2021, 15(11): 1-8.
- WANG J F, LI P, LIANG J Z, et al. Development history and trends of power system digitalization[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(11): 1-8.
- [78] ANDERSON R N. Building the energy Internet[N]. Economist, 2004.
- [79] AZODOLMOLKY S, WIEDER P, YAHYAPOUR R. Cloud computing networking: challenges and opportunities for innovations[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(7): 54-62.
- [80] 马大中, 邢茗淇, 胡旭光, 等. 新型电力系统分布式协同优化调度研究综述[J]. 控制与决策, 2025, 40(8): 2337-2360.
- MA D Z, XING M Q, HU X G, et al. Distributed collaborative optimization dispatch in new power systems: a survey[J]. Control and Decision, 2025, 40(8): 2337-2360.
- [81] JOHN J, GHOSAL A, MARGARIA T, et al. DSLs for model driven development of secure interoperable automation systems with EdgeX foundry[C]//Proceedings of the 2021 Forum on specification & Design Languages (FDL). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-8.

- [82] WU X Y, YANG Z Q, DU X, et al. Stability study of new power system based on multi-intelligent body collaboration[J]. Scalable Computing: Practice and Experience, 2024, 25(2): 661-667.

## [作者简介]



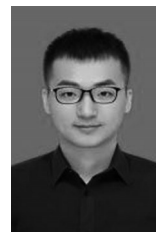
邵子豪 (1992-), 男, 江苏苏州人, 博士, 紫金山实验室研究员, 主要研究方向为算力网络、算电协同、工业互联网等。



王志浩 (1997-), 男, 安徽池州人, 紫金山实验室科研工程师, 主要研究方向为算电协同、区块链、工业互联网等。



周晓茂 (1993-), 男, 安徽阜阳人, 博士, 紫金山实验室研究员, 主要研究方向为算力网络、算网自智、生成式人工智能等。



贾庆民 (1990-), 男, 山东泰安人, 博士, 紫金山实验室研究员, 主要研究方向为算力网络、确定性网络、工业互联网等。

谢人超 (1984-), 男, 福建南平人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为工业互联网、算力网络、边缘计算等。

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

方泽儒 (2000-), 男, 湖南岳阳人, 帝国理工学院博士生, 主要研究方向为6G通信、算力网络、人工智能等。

唐琴琴 (1994-), 女, 广西桂林人, 博士, 北京邮电大学副研究员、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。