

面向虚实融合的算力架构发展与应用探讨

陈晓红^{1,2,3,4}, 龚思远^{1,2}, 袁依格^{2*}, 曹文治^{3,4}, 王傅强¹

(1. 中南大学商学院, 长沙 410083; 2. 湘江实验室, 长沙 410205; 3. 湖南工商大学前沿交叉学院, 长沙 410205;
4. 湖南工商大学管理科学与工程学院, 长沙 410205)

摘要: 随着数字孪生、工业物联网、边缘智能与元宇宙等虚实技术的快速演进, 虚实融合已成为推动智能社会构建与产业体系重塑的核心驱动力。算力作为虚实融合的底层支撑要素, 正在从单一集中式计算资源向多层协同、智能调度与安全可信的复杂系统加速演化。本文系统梳理了新型算力体系的发展现状与关键特征, 指出当前算力体系正呈现“云-边-端”一体化演进的趋势, 智能算力正成为算力结构升级的核心引擎, 区域算力布局逐步形成了差异化与协同并重的格局, 虚实融合驱动下的算力应用模式亦呈现出多样化、泛在化与自主化的特征; 在虚实融合应用背景下, 进一步分析了支撑新型算力体系构建的关键技术, 包括虚实融合驱动的算力体系架构设计、面向虚实融合场景的关键技术要素, 从体系架构与算力编排两方面揭示了算力供需匹配的逻辑基础; 通过对混合计算架构的研究, 重点探讨了虚实融合的算力体系在异构协同、低延迟高带宽保障、多源数据安全与隐私保护等方面面临的挑战; 针对上述挑战, 提出了构建泛在智能算网、发展可信算力体系、突破异构协同壁垒、完善安全治理机制与培育虚实算力生态等新型算力体系发展重点方向, 为未来虚实算力体系的建设、产业生态优化以及算力资源配置策略提供理论参考与战略支撑。

关键词: 虚实融合; 算力体系; 混合计算架构; “云-边-端”协同; 隐私保护

中图分类号: F420 **文献标识码:** A

Development and Application of Computing Architecture for Virtual-Reality Integration

Chen Xiaohong^{1,2,3,4}, Gong Siyuan^{1,2}, Yuan Yige^{2*}, Cao Wenzhi^{3,4}, Wang Fuqiang¹

(1. Business School, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Xiangjiang Laboratory, Changsha 410205, China;
3. Advanced Interdisciplinary Studies, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China; 4. School of Management Science and Engineering, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China)

Abstract: With the rapid evolution of virtual reality technologies such as digital twins, industrial Internet of Things, edge intelligence, and metaverse, virtual-reality integration has become a core driving force for the construction of an intelligent society and the reshaping of industrial systems. Computing power, as the underlying supporting element of virtual-reality integration, is rapidly evolving from a single centralized computing resource to a complex system characterized by multi-layered collaboration, intelligent scheduling, security, and trustworthiness. This study reviews the current development status and key characteristics of new computing power systems, pointing out that current computing power systems are showing a trend of cloud-edge-device integration, intelligent computing power is becoming the core engine for upgrading computing power structures, regional computing power layouts are

收稿日期: 2025-09-24; 修回日期: 2025-11-20

通信作者: *袁依格, 湘江实验室副研究员, 研究方向为大模型与元宇宙智能交互; E-mail: immyuan@163.com

资助项目: 中国工程院咨询项目“促进新质生产力发展的未来重点产业战略布局及实施路径研究”(2025-XBZD-14); 国家自然科学基金项目(72088101); 湘江实验室项目(23XJ01002, 23XJ01007, 24XJ01001)

本刊网址: sscae.engineering.org.cn

gradually forming a pattern that emphasizes both differentiation and collaboration, and computing power application models driven by virtual–reality integration are also showing diversified, ubiquitous, and autonomous characteristics. In the context of virtual–reality integration, this study further analyzes the key technologies supporting the construction of new computing power systems, including the architecture design of computing power systems driven by virtual–reality integration and the key technical elements for virtual–reality integration scenarios, revealing the logical basis for matching computing power supply and demand from both system architecture and computing power orchestration perspectives. Through research on hybrid computing architectures, this study focuses on discussing their practical bottlenecks in areas such as heterogeneous collaboration, low-latency and high-bandwidth assurance, multi-source data security, and privacy protection. To address the aforementioned bottlenecks, we propose key development directions for new computing power systems, including constructing ubiquitous intelligent computing networks, developing trusted computing power systems, breaking heterogeneous collaboration barriers, improving security governance mechanisms, and cultivating a virtual–reality computing power ecosystem. These will provide theoretical references and strategic support for the construction of future virtual–reality computing power systems, optimization of industrial ecosystems, and allocation of computing power resources.

Keywords: virtual–reality integration; computing system; hybrid computing architecture; cloud–edge–device collaboration; privacy protection

一、前言

随着数字技术与实体经济的深度融合，以数字孪生、工业物联网、边缘智能与元宇宙等为代表的虚实融合技术群正推动社会迈入“人机物”三元协同的新阶段^[1]。这些新兴应用不仅在工业仿真、智能制造、智慧城市等领域展现出广泛潜力，也因其对实时交互、多模态数据处理与智能决策的高要求，对现有算力架构提出了前所未有的挑战^[2]。在国家政策的积极推动下，我国已将虚拟现实、人工智能（AI）、工业互联网等列为数字经济重点产业，并积极推动算力网络与新型基础设施建设^[3]。上海、深圳等地也陆续发布支持元宇宙与数字孪生等融合应用发展的行动计划，为相关技术的协同创新与场景落地提供了制度保障^[4]。与此同时，国际竞争态势加剧，美国、日本、韩国等国家积极布局开放式创新生态，推动关键技术的研发与应用示范^[5]。

目前，我国现有算力建设已形成多极协同、场景化的区域布局^[6]。在技术上，普遍采用异构融合与高密度并行架构，聚焦行业特定任务。算力体系建设的发展重心正从基础的资源集约化供给，转向体系级的智能化协同与能效优化^[7]，紧密围绕政务云、AI大模型训练、工业仿真、医疗影像等具体行业需求，呈现出极强的应用导向与任务特化趋势^[8]。此演进也表明，我国算力体系正经历从早期“资源集中供给”向未来“智能协同编排”的关键跃迁，重心已从硬件规模堆叠转向体系级的智能化、自适应与绿色可持续发展^[9]。

虚实深度融合正在重塑多行业的发展模式，数字孪生工厂通过构建物理实体与虚拟模型的实时映

射，实现对生产流程的预测性维护与工艺优化^[10]；工业物联网结合边缘计算节点，支撑起设备互联与本地智能决策^[11]；元宇宙作为虚实融合的前沿领域之一，则借助扩展现实（XR）与大模型技术，在虚拟社交、沉浸式培训、数字文旅等方面拓展人机交互边界^[12]。尤其是在制造业、医疗、教育等领域，基于生成式大模型的虚拟专家系统、数字孪生人体与智能教学助手等应用，逐步重塑传统行业的运行逻辑与服务模式^[13]。然而，虚实融合的深入发展对算力体系提出了更高要求。一方面，不同应用对算力的需求存在显著差异，数字孪生依赖高精度建模与实时数据闭环，工业物联网强调边缘端低时延响应，而元宇宙则追求多模态融合与沉浸交互。另一方面，以大模型为代表的生成式AI在推动场景智能化的同时，也因其大规模参数推理与动态负载调度特性，加剧了算力资源在规模、结构与能效方面的压力^[14]。目前，尽管异构并行、存算一体与分布式推理等技术已取得初步进展，但在芯片自主性、三维图形引擎、算法优化与终端生态构建等方面仍存在明显短板，制约了虚实融合系统的大规模推广。

虚实融合场景的共性特征主要体现在异构算力的高效协同，低延迟、高带宽的通信保障，多源异构数据的融合处理与隐私保护等方面，亟需构建与之匹配的绿色、弹性、可持续的新型算力体系。在此背景下，本文围绕虚实融合驱动的算力需求演变，总结算力体系演进趋势，结合算力体系发展与应用现状，系统梳理当前算力架构在面对数字孪生、工业物联网、边缘计算及元宇宙等多元场景时所面临的关键挑战。结合增量学习、异构资源调度与多方安全计算等前沿技术，探讨面向未来虚实融

合的算力体系设计思路,旨在为构建高效、可靠、可扩展的算力基础设施提供理论参考与实践路径。

二、面向虚实融合的算力体系发展与应用现状

(一) 算力体系演进趋势

随着元宇宙、生成式AI与数字孪生等前沿技术的深度融合和快速迭代,算力系统架构正经历由集中式向分布式的历史性转型。传统云计算架构依托规模化数据中心,在大规模批处理与通用计算任务中表现卓越,然而在面对多并发与边缘协同环境所要求的高频交互、跨域协同等新型场景时,逐渐暴露出传输时延长、带宽压力大和系统能效低等结构瓶颈^[15]。算力正从云侧向边缘侧和终端侧持续下沉,形成分层自治、弹性协同的多级算力结构。边缘计算节点正由单纯的数据转发与缓存能力向轻量化推理、在线调度与局部自治决策扩展,具备智能化、自治化与可编程化特征,从而承担更多实时响应与本地优化任务。与此同时,终端设备依托模型压缩、轻量化推理框架和片上AI算力的发展,正在成为体系中的主动计算节点,实现从“数据源”向“智能源”的角色转变。

当前,产业界已形成广泛共识,即单一云端架构难以满足低延迟、高并发与广域覆盖的算力需求,构建“云-边-端”协同的层次化算力网络成为必然选择。《算力经济发展研究报告(2025年)》指出,截至2025年3月底,我国算力中心标准机架数达1043.1万架,我国智算规模达748 EFLOPS,近5年平均增速达49%^[16]。同时,国际数据公司发布的报告指出,全球边缘计算市场规模在2023—2028年会保持约28%的年复合增长率,到2028年市场规模预计将超过900亿美元^[17]。这表明算力正在加速从中心化向分布化迁移,边缘侧将成为未来算力增长的主要驱动力之一。在学术研究层面,“云-边-端”协同已被视为支撑下一代智能物联、工业互联网与沉浸式应用的关键基座,其体系构建与优化成为近年来的研究热点。

从理论演进角度出发,“云-边-端”协同在本质上属于跨层级、跨域的计算资源调度与任务协同优化问题,其理论体系奠基于分布式计算、边缘计算与云计算等多类范式的深度融合。目前,该领域

已形成包括移动边缘计算(MEC)、“边-云”协同架构、智能任务卸载、分级资源调度与分布式学习等在内的系列理论成果。在标准化方面,欧洲电信标准协会(ETSI)推动的MEC参考架构、开放边缘计算联盟(OECC)提出的接口规范以及业界在Kubernetes边缘版本等容器编排技术上的实践,正逐步构建起“云-边”协同的通用技术栈^[18]。在系统框架层面,亚马逊云科技(AWS Outposts)、微软Azure边缘区域以及百度智能云边缘计算节点等商业平台^[19]已初步实现了“云-边”资源在部分场景中的统一管理,为构建系统性协同架构提供了工程基础。

未来,随着工业互联网、车路协同、沉浸式应用的普及,我国需构建覆盖全国的泛在边缘节点体系,提高边缘节点密度与自治能力。同时,随着行业大模型的加速下沉,将催生具备轻量推理、在线学习与隐私计算能力的智能边缘节点,推动算力从“集中智能”向“泛在智能”扩展。因此,随着边缘节点规模的迅速扩大,未来需强化“算力-能耗”协同设计,形成高能效、可持续的分布式算力基础设施。

(二) 面向虚实融合的算力体系发展现状

虚拟现实的实时交互、沉浸式体验与用户生成内容生态,同大模型推理所需的分布式计算、多模态数据处理及持续学习能力之间,形成了紧密的技术耦合机制。随着两者的深度融合,算力需求呈现出从静态批处理转向动态增量学习,算力效率标准从单一的浮点运算能力升级为能效比、通信延迟与内存带宽等多维度综合指标,计算对象也从单一模态数据转向跨模态语义空间建模等趋势。这些趋势共同驱动算力架构进入以异构融合与高效协同为核心的新发展阶段。

在体系架构层面,学术界与产业界围绕从底层硬件到系统调度的多个维度展开研究,核心研究方向集中于异构集群、算网融合、在位计算及跨域算力编排。国内外头部企业与研究机构纷纷布局算力集群与自适应调度体系^[20]。例如,华为技术有限公司的Atlas 950/960超节点集群通过自研的“UnifiedBus”互联协议实现了数千个昇腾芯片间的高速互通,构建了具备100 PFLOPS推理能力的逻辑统一算力池;英伟达公司推出的DGX GH200超算平台采用NVLink-C2C芯片间互连技术

与 Grace Hopper 超融合架构，将“中央处理器（CPU）-图形处理器（GPU）-内存”进行一体化设计，显著提升了大模型训练的并行效率与带宽利用率。当前，有关算力架构的研究虽在硬件互联上取得显著进展，但在实现跨集群、跨地域的算力智能调度与自治管理方面，仍面临通信延迟控制、任务迁移与算力编排等核心科学挑战。

在算法与调度层面，研究重点在于通过弹性学习框架、协同推理与模型自适应等机制为算力的动态优化提供支撑^[21]。例如，北京快手科技有限公司提出了一种分布式远程直接内存访问高性能服务体系，构建了可实现内存负载均衡的远程直接访问机制，优化了计算节点与存储节点间的延迟耦合，为大规模视频生成与实时推荐推理的并行任务提供了高可扩展性支撑。通信延迟控制、任务迁移与算力编排等算力系统架构设计等核心科学问题^[22]的解决，需要通过关注算力调度的自治与智能化发展。例如，麻省理工学院提出的 ElasticFlow 框架可根据任务特征与节点负载动态调整算力拓扑，实现“按需重构”的任务映射机制。然而，现有算法调度方案在应对极端动态负载和异构 workflow 时，其自适应性与鲁棒性仍有待进一步提升。

在计算范式层面，随着元宇宙、数字孪生与多模态交互环境的持续生成，模型需具备持续学习与自主进化能力^[23]。传统的全量重训练模式因高能耗与低实时性已难以满足需求，这推动了参数高效微调（PEFT）、联邦增量学习与轻量迁移学习的快速发展^[24]。典型代表如深度思考（DeepMind）公司的 Gemini Robotics 1.5 系列，通过融合“视觉-语言-动作”的跨模态认知能力，实现了零样本条件下的实时任务迁移与策略生成；Meta AI 研发部门推出的 LLaMA3 系列结合自适应梯度冻结机制，在保持模型稳定性的同时实现了在线增量学习。值得强调的是，这类新范式对底层算力架构提出了更高要求，需要系统支持多模型并发训练、参数分区同步、异步梯度更新与动态显存重分配，从而实现算力资源的时空弹性协同。

在能效优化方面，能效正成为算力演进的关键驱动力与瓶颈约束。新加坡国立大学提出的光电混合存算一体架构在大规模 Transformer 推理中实现了 167 TOPS/W 的能效比，显著突破了传统电子计算的能耗瓶颈^[25]。这表明当前研究的焦点正逐步转向

“能效比-通信延迟-存储带宽”的多目标联合优化，以实现算力系统的性能、能耗与灵活性平衡。

基于上述发展现状，面向虚实融合的算力体系主要呈现出 3 类全新的需求方向：① 构建具备物理约束意识的算力调度体系。未来算力调度不再仅依据任务优先级进行资源分配，而需引入“物理事件时间窗”“实时反馈稳定性”等约束维度，实现具有物理一致性的多层级调度机制，从而保障数字孪生更新、路径规划优化、三维渲染等关键任务在严格的物理同步阈值内完成，确保虚拟空间和物理世界在时间尺度与响应节奏上的协调一致。② 形成面向多主体协同的算力流形结构。随着虚实融合生态中机器人、自动驾驶车辆、虚拟人、边缘智能体、云智能体等多类主体的并行涌现，算力体系需从提供静态资源的传统模式转向支持策略共享、局部协调及全局一致性的协同结构，使算力在本质上由计算资源扩展为智能体协作网络的一环。③ 发展具备场景自适应能力的弹性算力形态。虚实融合场景的环境复杂度、数据密度与交互频率呈动态变化，要求算力体系具备类似生物神经网络的结构可塑性，能够根据场景演化自动重构数据路径、推理链路与策略执行机制，从而在高动态场景中保持稳定的计算性能与响应能力。

整体来看，面向虚实融合的算力体系正从单纯支撑计算向深度理解场景转变，从传统的任务驱动模式迈向基于物理行为约束和多主体智能协同的算力范式。该体系将成为支撑虚拟空间与物理世界长期共演、协同进化的主动型基础设施，而非仅作为被动的资源供给平台，同时也将为虚实融合系统的高一致性、高可靠性与高智能化运行提供强大支撑。

（三）虚实融合驱动的应用范式

元宇宙应用范式的理论根基始于对虚实融合核心逻辑的系统梳理，通过明确元宇宙在虚实场景维度的分类标准、涵盖虚实交互组件的组成要素、贯穿产业与消费领域的虚实协同应用场景，直面数据互通、权限界定等开放性挑战，为基础设施体系化设计提供了明确指引^[26]。这种理论构建并非停留在概念层面，而是紧密对接实际需求，如针对工业场景的虚实生产闭环、消费领域的虚实零售连接等不同形态，提前规划基础设施的适配性架构，使理论研究直接服务于后续技术落地与场景应用^[27]。

虚实融合对低时延交互、海量数据同步的刚性需求，推动技术探索向边缘计算领域聚焦，成为应用范式落地的关键支撑。在实践层面，“元宇宙-大模型”双向赋能已催生一系列代表性行业应用。在智慧医疗领域，复旦大学附属中山医院通过整合虚拟现实（VR）、数字孪生与实时渲染技术，构建了涵盖元心内诊室、元专家会诊室及元胚胎发育室的元宇宙医院体系，实现了远程协同诊疗、胚胎发育动态模拟与高沉浸式医学教学，显著提升了医疗服务的可及性与精准性^[28]。在教育培训领域，上海开放大学搭建了开放学习元宇宙平台，依托高仿真模拟与多角色互动机制，打造了老年照护、火灾应急等高风险实训场景，并借助生成式AI实现个性化教学资源供给，有效解决了传统职业教育中实训机会不足与参与度低的问题^[29]。这些应用为新型算力体系提供了实践方向：在算力分布上，推动资源下沉至靠近虚实交互终端的边缘侧；在协同调度上，建立适配虚实数据动态流转的智能算法，已在工业设备监控、沉浸式娱乐等场景开展初步试点验证。

元宇宙平台的运营实践进一步丰富了虚实融合应用范式的内涵，其核心在于揭示用户生成内容（UGC）与沉浸式体验的协同价值。从行业通用实践来看，UGC已成为连接虚拟创作与现实需求的关键纽带，用户通过虚拟工具生成的内容可直接对接实体商品定制、线下服务预约等现实场景^[30]；而沉浸式技术则通过虚实场景的深度叠加，显著提升用户参与度。以文旅领域为例，敦煌研究院推出的“敦煌元宇宙”项目通过开放式数字创作平台，鼓励用户在虚拟空间中再现壁画艺术、定制数字文创作品，并可同步对接线下展览与文创产品销售，实现了UGC的现实价值转化^[30]。同时，项目结合沉浸式交互与AI辅助生成技术，为用户提供更高质量的创作支持与沉浸体验，推动了文化遗产数字化保护与文旅产业的创新融合。这种运营特征对算力系统提出了明确的实践要求，需具备处理百万级用户同时在线的虚实交互数据能力，保障虚拟化身动作与现实操作指令的同步、虚拟内容与实体资源的精准匹配^[31]。

随着应用范式对底层计算架构的颠覆性需求日益凸显。在工业仿真、普适娱乐等虚实高度融合的场景中，UGC呈现指数级增长态势，且虚实数据流需保持严格的时空连续性以维持场景一致性；虚

拟场景的物理规则需与现实世界精准映射，如传感器信号、图像信息、交互指令等多模态数据需实时同步处理^[32]。因此，相关架构升级已在高要求的虚实融合场景中启动试点，成为元宇宙技术演进的核心方向。例如，华中科技大学提出了面向工业元宇宙的“云-边-端”协同异质资源分配方法，通过优化计算任务拆分与调度策略，有效提升了系统能效与处理性能^[33]。云南大学研究团队针对NUMA架构下边缘元宇宙服务的资源管理挑战，设计了真实拍卖机制NUMA-OERAP，在系统效用与资源利用率方面展现出优越性能^[34]。此外，2025年，我国首个“上海虚实融合具身智能训练场标准化试点”在浦东张江落地，计划形成80余项关键标准，以推动全国训练场互联互通与数据流通，为虚实融合生态提供基础设施支撑。

在技术集成、场景创新与标准建设的共同推动下，以元宇宙与大模型融合为核心的虚实融合范式，正逐步形成覆盖底层设施、技术工具、经济体系与治理框架的完整生态，为各行业的数字化转型开辟了切实可行的演进路径。

面向虚实融合应用，算力体系的新需求集中体现为三大方向：①形成全域低时延的实时协同计算能力，以确保感知数据、虚拟渲染和控制指令在“云-边-端”之间实现毫秒级流动，支撑数字场景与物理环境的同步更新；②支撑数字孪生持续演进的异构算力调度能力，通过多类型算力的动态编排、模型流与任务流的按需迁移，满足复杂系统从在线仿真、增量更新到高精度预测的全周期算力需求；③贯穿虚实循环的可信、安全、多主体可协作算力保障能力，在跨域协同中提供隐私保护、可信执行、策略治理与可追溯机制，确保虚实世界交互过程中的数据可信、模型可控与行为可解释。

三、面向虚实融合的算力体系架构与关键技术

在虚拟现实与大模型推理深度融合背景下，算力系统的演进正经历着从规模驱动向效率驱动的深刻转型。这一转型的核心在于将对绝对算力规模的追求转向对多维度效率的综合优化，标志着算力发展从粗放扩张迈入以精准、绿色、协同为特征的精细化运营新阶段。一是计算效率的精准化。要求算

力从通用 GPU 向为 AI 负载定制的专用集成电路 (ASIC)、存算一体等架构演进,提升计算密度。在软件方面,通过模型剪枝、量化及编译器优化,减少冗余计算,实现对硬件资源的精细化调度,力求单位芯片的效能最大化。二是能源效率的绿色化。算力功耗已成为关键瓶颈与成本核心;效率驱动意味着需追求单位计算量的能耗最低。液冷等先进散热技术的普及以及数据中心向绿电富集地区的布局,使构建可持续算力基础设施成为必然要求。三是系统效率的协同化。单一节点性能再强,也需要通过系统级优化来释放其潜能。通过存算分离、资源池化技术打破“算力孤岛”,再结合全局智能调度系统,根据元宇宙实时交互与大模型推理任务的动态需求,实现跨地域、跨集群的“算力随需而动”,从整体上提升资源利用率和业务响应速度。

(一) 虚实融合驱动的新型算力体系架构

如图 1 所示,新型算力体系架构以元宇宙与生成式 AI 为核心驱动力,由边缘接入、区域协作、核心云脑和跨链治理 4 个递进层级构成全链路智能体系,同时融合计算、渲染和数据三大功能域,构成了一个既能满足低延时实时响应、又具备深度智能分析和高精度视觉呈现的多维协同框架。

(1) 核心云脑层是新型算力体系的“大脑中枢”,承载着全局优化与战略性任务。核心云脑层的建设意义在于提供超大规模计算能力和跨域智能决策支持,能够协调全国乃至全球的算力资源。核心云脑层不仅是各类应用的算力保障中心,还是知识沉淀、模型训练与多模态智能融合的关键平台,为大模型训练、元宇宙应用以及国家战略级任务提供坚实支撑。

(2) 边缘接入层作为新型算力体系的前沿入口,承担着感知、采集与即时处理的重要角色。其核心目标是在尽可能贴近数据源的位置实现高效计算与智能响应,从而降低传输延迟、缓解核心网络压力,并保障实时交互体验^[35]。在功能层面,边缘接入层不仅面向各类传感器、智能终端与用户交互设备实现多模态数据的采集与清洗,还依托轻量化推理与预处理算法,对原始数据进行特征提取、冗余压缩与异常检测,从而显著提升上行数据的价值密度。

在技术路径上,边缘接入层引入分布式边缘计

算节点的协同机制,支持容器化与虚拟化的快速部署,并能够根据业务需求实现算力的弹性调度与就近分配^[36]。通过在节点中集成 AI 加速芯片与专用渲染模块,该层不仅能够执行低功耗的局部模型推理,还可承担部分实时图像渲染与增强现实 (AR) 任务,从而显著提升交互的沉浸感与连续性。同时,边缘节点具备安全计算与隐私保护能力,可在本地完成敏感信息的加密处理与匿名化操作,从根本上应对跨场景的数据安全与合规挑战。为实现上层衔接,边缘接入层通过轻量化应用程序编程接口 (API) 与高效数据传输协议,将筛选与压缩后的数据上传至区域协作层,实现分级计算与协同优化;同时,其内在的快速反馈机制可直接向终端回传低时延的决策结果,形成“本地即时处理-区域智能协作-核心云脑深度分析”的闭环链路^[37]。由此,边缘接入层不仅为多维算力体系提供了高效入口,也为未来元宇宙与生成式 AI 的大规模应用奠定了坚实基础。

(3) 区域协作层在新型算力体系中处于承上启下的战略位置,是连接海量边缘节点与核心云脑的枢纽中心。它不仅承担区域内算力资源的统筹调度与智能优化,还在推动分布式算力体系的规模化落地中发挥着至关重要的作用^[38]。随着元宇宙、生成式 AI 以及产业级智能体协作等新兴应用的快速发展,单一边缘节点虽能实现即时响应,但在大规模多节点协作的场景中,往往面临算力碎片化与“数据孤岛化”问题^[39]。

区域协作层的建立,旨在打通区域内部算力与数据的流动,构建面向未来多中心协同与高弹性调度的区域算力网络。其核心功能包括:① 识别区域算力拓扑结构并进行动态编排,实现任务在不同节点间的智能分配与迁移;② 通过安全的数据聚合与共享机制,促进模型、数据与任务在区域内的高效循环;③ 基于跨链治理层的统一协议,执行全局调度策略并上报区域运行状态,形成上下层协同闭环。在分布式模型训练或协同推理等典型场景中,区域协作层接收来自跨链治理层的全局调度策略,据此完成区域内各节点的初始算力匹配与负载均衡。在任务执行过程中,该层通过实时监测节点的计算性能、数据流状态及能耗指标,并基于本地优化算法进行自适应调整,在保障服务质量的同时,实现算力资源的最优利用与系统稳定运行。

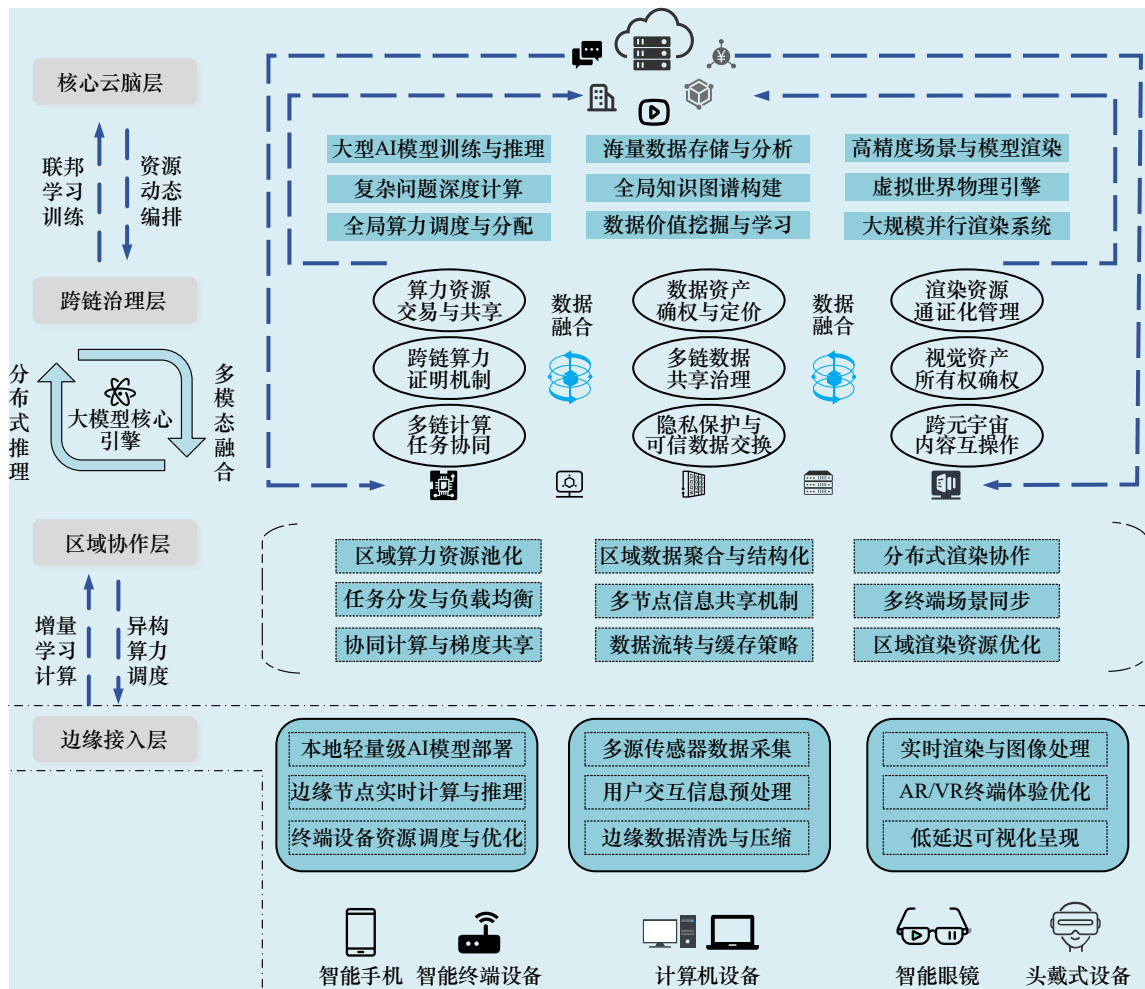


图1 面向虚实融合的新型算力体系架构

(4) 跨链治理层作为新型算力体系的最高治理与协调枢纽，是保障全链路智能体系有序运行、可信协同与可持续演进的战略基石^[40]。相较于边缘接入侧的实时响应、区域协作层的中程统筹以及核心云脑的全局智能，跨链治理层更侧重于制度化、去中心化与可信化的治理职能。跨链治理层通过构建统一的信任与身份认证体系，为联邦学习、多方安全计算等场景中模型与数据的可信流通奠定了基础。借助智能合约自动化执行全局调度、资源激励与算力交易规则，同时赋予系统跨域监管与审计能力，用来确保全网运行于安全合规的框架下。

在执行智慧城市数字孪生任务时，跨链治理层综合核心云脑的决策与区域运行数据，生成调度策略并通过链上指令下发；在任务完成后，各区域的仿真结果与能耗数据被回传以供核验与结算，由此形成“全局调控-策略下达-结果验证-动态优化”

的治理闭环，最终构建起一个纵向协同、横向互信的新型算力体系。

区域协作层与跨链治理层共同构成了新型算力体系中“执行”与“治理”的二元统一。区域协作层作为战术执行单元，确保局部任务的高效完成；跨链治理层则作为战略规则核心，确立并维护全局秩序。二者相辅相成，高效的局部协同依赖于顶层规则所构建的可信环境，而全局治理的优化则源于局部执行反馈的真实数据。此二元结构通过持续的信息交互与策略调整，为算力网络提供了稳定运行的结构性保障与持续演进的内在动力。

面对未来物联网、第五代移动通信（5G）/第六代移动通信（6G）、边缘智能乃至量子计算等前沿技术的蓬勃发展，虚实融合驱动的新型算力体系架构不仅具备高度分布式、灵活扩展和自主调度的能力，还能通过跨链协同和智能治理不断优化资源

配置，提升整体算力水平和数据安全性，进而推动虚拟现实、数字孪生、AR等新兴应用场景的落地应用，形成一个以用户体验为核心、智能决策为引擎的新型数字经济模式。此外，虚实融合驱动的新型算力体系架构顺应未来算力体系，呈现由局部响应向全局智能演进的发展趋势。

(二) 面向虚实融合的算力体系关键技术要素

如图2所示，元宇宙与大模型推理的深度融合将推动算力基础设施向多模态异构融合、认知化服务交付、超实时响应的方向演进。这一进程需突破传统计算范式的边界，通过发展各类虚实融合驱动的算力关键要素，构建具备语义感知、动态重构、自进化能力的新型算力体系。

1. 个性化智能服务的认知增强

基于大模型的情境感知推理引擎，需开发面向元宇宙场景的细粒度用户画像建模技术。通过融合视觉、语音、触觉等多模态交互数据，结合知识蒸馏与持续学习算法^[41]，实现动态更新的个性化服务模型。例如，在工业元宇宙中，采用自适应知识迁移框架，将预训练大模型的通用认知能力与特定产线的工艺知识库融合，在保证实时响应速度的同时，支持设备操作指导的个性化生成。此外，需构建边缘端轻量化服务生成链，通过神经架构搜索与混合精度量化技术，实现服务模型的按需动态压缩与部署^[42]。同时，情境化推理与实时决策机制成为提升智能体验的核心要素，系统能够主动捕捉环境背景与用户状态，结合长期积累的交互历史，生成具有预见性和引导性的反馈，推动服务从“被动响应”迈向“主动理解”。与此同时，生成式技术的引入极大拓展了内容的边界，不仅可以快速生成文字、图像、三维模型，还能动态驱动复杂场景与情节逻辑，使用户需求与虚拟环境的创造紧密耦合，带来沉浸式的创造体验。更为重要的是，拟人化体验的不断深化，使虚拟角色逐渐具备稳定的性格特质、长期的记忆能力以及灵活的情感表达，从而突破“工具”属性，逐步成为能够与用户建立情感连接与信任关系的“伙伴”。这种拟人化不仅体现在语言与语气的自然流畅，还通过表情、姿态与动作的具身化呈现，构建出一个可信的数字生命体。这一演进的深远意义在于推动元宇宙服务形态由技术驱动转向体验驱动和价值驱动，使教育、娱乐、社

交与企业等多元场景中的智能体能够提供持久、可信赖且个性化的服务，从而真正奠定未来智能社会的交互基石。

2. 低延时高效推理的体系重构

针对大模型在元宇宙中的实时交互需求，需构建“云-边-端”三级推理加速体系。在终端侧，研发支持可变计算图的异构计算芯片，通过硬件级稀疏计算加速实现10毫秒级本地推理^[43]；在边缘侧，部署基于动态计算卸载决策引擎的分布式推理集群，利用图神经网络(GNN)预测任务负载波动，实现计算资源与通信带宽的联合优化分配；在云端，开发时空感知的模型切片技术，根据用户空间位置与行为轨迹预加载模型参数子集，降低跨域传输延迟^[44]。

在面向元宇宙的交互式大模型部署中，经过用户市场的反馈更新，推理框架正在进行全栈化重构，使其具备场景感知、资源弹性与会话连续性的运行能力。通过把轻量化算力下沉到终端以保障即时响应，重点将边缘层作为延迟敏感任务的智能调度层并承载中间态补偿的作为，把云端作为复杂推理与知识支撑的后端，实现了“云-边-端”三层在语义级任务划分与动态路由下的按需协同，从架构上避免了“一刀切”的过度计算；与此同时，硬件、编译器与模型设计需协同优化，将通用大模型编译作为面向特定算力点与场景的精简执行单元，并通过会话级的历史表示复用与生成时状态缓存来实现削减重复计算；在系统层面，应以靠近存储的计算、流水线化的模型分片与低开销互联为基础，从而解决数据搬运和同步瓶颈。此外，为了更好地推动工程化发展路径，市场推动器件厂商、云/边运营商与模型提供方就接口与度量达成标准化协议，采用渐进式部署与自动化在线评测，确保了规模化推广时系统的稳定性、可维护性与能效可控，从而为沉浸式应用提供可度量、可复制的实时智能体验保障。

3. 语义通信驱动的资源协同优化

在算力资源调度技术方面，应设计“语义-算力”联合映射模型，实现动态调整编码复杂度与计算资源分配策略，突破传统比特级传输范式，构建知识嵌入的语义通信框架。通过大模型提取交互场景的语义基元，结合知识图谱构建跨模态语义编码协议，将数据传输量降低2~3个数量级^[45]。

建议以语义为核心，将通信范式视作重塑未来

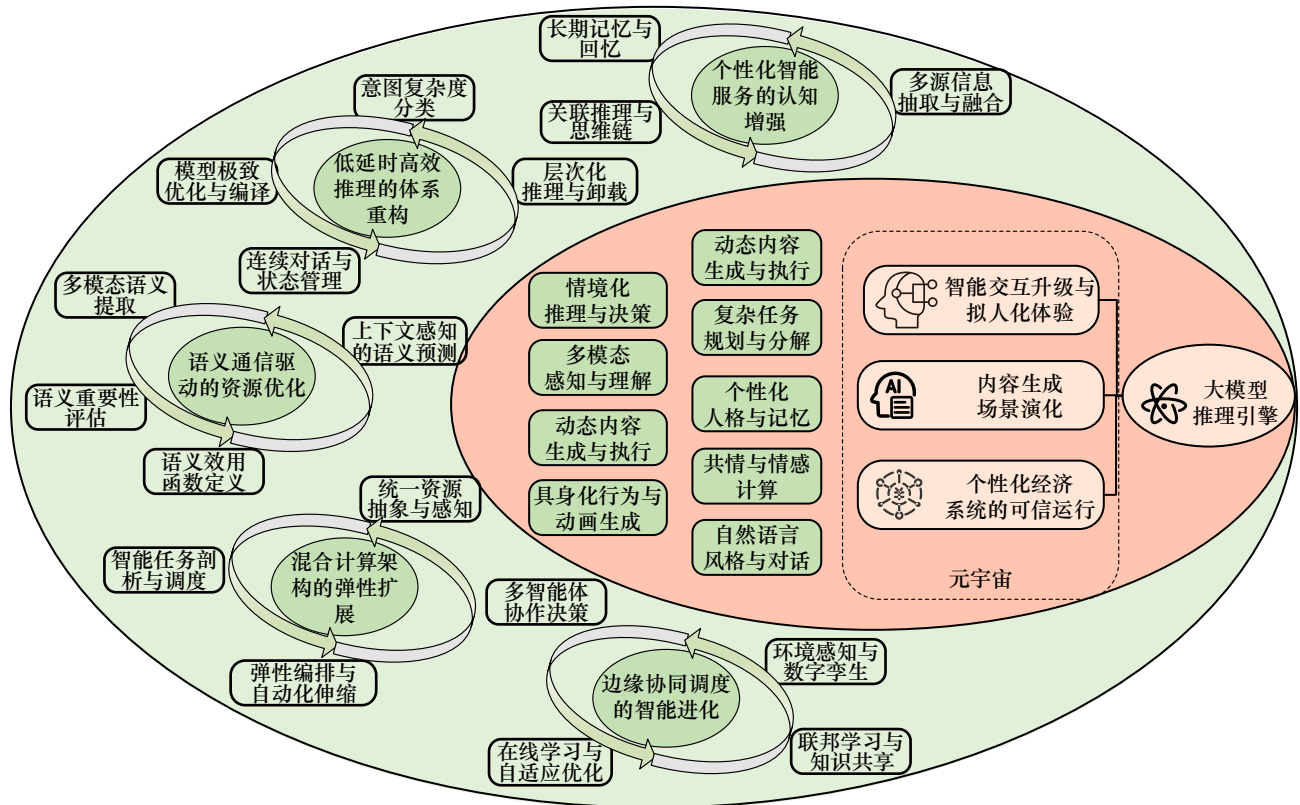


图2 面向虚实融合的算力体系关键技术要素

网络与算力协同治理的关键杠杆。通过把传输对象从海量原始比特转向经过抽象的语义单元与知识表示，在感知、编码、预测与调度4条路径上的同步优化，从而在“云-边-端”协同框架下实现频谱与计算资源的几何放大效应。在具体实践上，大规模预训练模型和跨模态表示技术可提炼出对任务结果有决定性作用的语义要素并进行重要性分级，使传输优先服务于影响用户体验的核心信息而非冗余细节^[46]；在编码技术方面，可打破传统的源/信道分工，采用面向语义的联合设计和非等保护策略^[47]，对高价值语义提供更强的纠错与恢复能力，对低价值成分允许更激进的压缩或丢弃，从而把有限的带宽和功率精确投入到影响感知与决策的信息模块。

面向产业化，亟需解决的工程问题包括：进一步构建可验证的语义保真度指标、保证跨端知识库的一致性与同步开销、设计低复杂度的语义容错编码、建立跨域信任与激励机制；推动标准化评测平台与开放数据集建设，支持从物理层到应用层的端到端协同验证，确保这一范式在释放资源效率红利

的同时不损害可靠性、可解释性与公平性。

4. 边缘协同调度的智能进化

基于数字孪生技术构建“元宇宙-物理域”双向映射系统，通过在线仿真预测资源需求突变。研发群体智能驱动的分布式调度算法，使边缘节点能自主形成动态协作联盟。未来，边缘协同调度将整合智慧医疗、交通物流等多元资源，促使动态策略精准实施，全面提升城市运行效率，实现资源利用最大化，并增强系统的自适应与即时响应能力^[48]。

随着算力需求日益复杂化，边缘协同调度正通过智能进化实现动态优化与自主决策。通过引入自适应学习算法与分布式决策机制，系统能够依据实时网络状态、资源可用性及任务特性，动态调整计算卸载策略与资源分配方案。该进化过程不仅涵盖短期调度策略的在线优化，还包括长期模型与规则的迭代更新，从而在通信延迟、异构资源整合以及跨平台协同等方面形成持续提升的智能调度能力。这一进化方向为构建高效、可靠且可扩展的元宇宙算力基础提供了关键支撑，将进一步推动数字生态系统向协同化、智能化演进。

四、面向虚实融合的算力体系发展面临的挑战

如表 1 所示，虚实融合算力体系相较于传统算力体系，在核心目标、资源调度、数据处理、服务形态、协同模式及关键技术 6 个维度呈现出本质性演进与系统性跃迁。传统算力体系以资源效率最大化为导向，相较之下，虚实融合算力体系以体验与交互最优化为核心目标，其典型特征可归纳为资源调度从分立走向协同、数据处理从单向走向闭环、服务模式从固定走向自适应以及协同机制从静态走向智能。在技术支撑层面，虚实融合算力体系以数字孪生、生成式 AI、区块链、语义通信等跨域融合技术为核心簇，推动算力体系向智能化、语义化与去中心化方向演进。这意味着虚实融合算力体系不仅是技术架构的重构，更是算力理念从“资源调度”向“场景适配”的根本转变，因此，混合计算架构作为虚实融合的重要技术支撑，承载着将虚拟计算资源与现实计算能力高效协同的使命。然而，随着应用场景的复杂化，混合计算架构在实现虚实融合的过程中面临着一系列技术挑战。

（一）异构算力协同困难与资源调度复杂性

在虚实融合应用中，计算任务往往同时涉及多种类型的算力单元，如 CPU、GPU、现场可编程门阵列（FPGA）以及边缘设备等。不同计算单元在架构、指令集、并行模式和通信机制方面存在显著差异，导致异构算力之间的协同成为一项复杂的系统性工程。任务划分与负载均衡不仅需要考量算力性能差异，还需兼顾数据依赖与通信延迟，使整体调度策略难以在效率与精度之间取得理想平衡^[49]。以 AR 远程协作为例，系统需要同时处理来自摄像头的视频流、深度感知数据以及虚拟模型渲染任

务；CPU 负责逻辑控制与数据预处理，GPU 执行三维渲染与图像合成，而边缘节点则承担实时环境建模与目标识别。然而，这些算力单元在计算能力、通信带宽与延迟特性上差异显著，当任务划分不合理或数据传输延迟过高时，会导致渲染卡顿、虚拟物体错位等问题^[50]，体现出异构算力协同的显著困难。

异构环境下的任务调度需要在多维度约束中进行动态决策。面对实时性强、数据量大的虚实融合场景，系统必须在有限的时间内对不同算力节点进行最优资源分配。在智能制造的数字孪生场景中，工厂内的传感器数据需要实时上传到边缘服务器进行分析，再同步到云端进行模型训练与仿真优化。然而，调度系统需要在任务实时性与计算负载之间取得平衡，但边缘节点算力有限，若分配过多任务会造成延迟积压；云端计算虽强大，却存在传输瓶颈。为此，根据网络状态、任务优先级和能耗约束，实现多层协同调度，是虚实融合环境中资源调度复杂性的典型体现。

此外，异构资源的动态性与分布性进一步加剧了调度复杂度。边缘节点的状态变化、网络带宽波动以及云端资源的竞争都会影响调度决策的稳定性与一致性。在自动驾驶系统中，车载计算平台、路侧边缘节点与云端中心共同参与决策和学习，不同节点需根据场景动态分担目标检测、路径规划与模型更新等任务，当车辆密度增加或网络拥塞时，调度系统必须快速调整算力分配策略以维持实时响应；然而，不同节点的状态随时变化，任务迁移涉及的数据一致性与安全性问题，使整体系统在实现高效、稳定的异构协同时面临极大挑战。为了实现高效协同，系统需要具备跨层感知、智能决策与弹性调度的能力，这不仅考验算法设计的智能化水平，也对系统架构的可扩展性与鲁棒性提出了更高要求。

表 1 面向虚实融合算力体系与传统算力体系的特征对比

对比维度	传统算力体系	虚实融合算力体系
核心目标	资源效率最大化，任务执行	体验与交互最优化，场景实现
资源调度	计算、存储、网络分立调度	计算、渲染、数据、AI 等多维资源统一协同调度
数据处理	数据采集、存储、分析相对独立	“实数据-虚模型”实时双向驱动与闭环增强
服务形态	云服务、边缘服务等相对固定的形态	场景自适应、跨虚实边界的无缝连续服务
协同模式	“云-边-端”静态任务卸载	“云、边、端、链”（跨链治理）动态智能协作
关键技术	虚拟化、容器化、负载均衡	数字孪生、生成式 AI、区块链、语义通信

(二) 低延迟与高带宽保障的现实瓶颈

在虚实融合场景中，海量数据需在“云-边-端”之间实时交互与动态计算，然而，算力分布的层级差异使低延迟协同成为重大挑战。在智慧工厂或沉浸式仿真训练场景中，实时感知、动作反馈与环境渲染的同步性直接决定系统体验质量^[51]。例如，工业机械臂的姿态调整需在毫秒级内响应传感信号，但当计算任务被转移至云端进行复杂模型推理时，数据回传与路径跳转会带来显著延迟。边缘节点虽然可以承担部分实时推理任务，但算力受限、资源调度刚性较强，无法动态响应突发计算需求。此外，如果任务划分粒度不合理、调度算法未考虑网络拥塞与节点负载状态，会使数据在云、边间频繁迁移，进一步加剧端到端时延问题。

虚实融合场景下的高保真渲染、沉浸式交互和多模态感知数据对带宽提出了极高要求。但现有网络架构仍以分层式管理和分域式传输为主，不同接入协议之间缺乏高效协同机制，造成带宽利用率低下与数据传输瓶颈^[52]。在元宇宙沉浸式数字孪生城市中，虚实映射需要传输高清视频流、三维点云、语义标签与动作控制指令等多模态数据，这些信息流量往往以太字节级别计算^[53]。在当前网络环境下，即使采用 5G 或 Wi-Fi 6E 技术，也难以同时保障上行传感数据与下行渲染结果的高带宽需求。尤其是在多用户同时参与虚拟施工或协作驾驶仿真等高并发场景中，频繁的场景同步和模型更新占据大量链路资源，导致带宽利用率急剧下降，出现画面卡顿、延迟跳帧等问题。不同通信协议间的兼容性不足、带宽分配策略缺乏动态感知能力，成为制约虚实融合性能体验的关键瓶颈之一。

低延迟与高带宽保障不仅取决于网络条件，更依赖于任务调度与资源分配机制的智能化水平。当前，多数混合计算架构仍采用基于平均负载或静态优先级的调度策略，难以捕捉虚实融合应用中任务依赖的动态变化^[54]。在自动驾驶仿真、远程医疗或 AR 远程装配等典型场景中，系统需根据实时环境变化进行任务迁移与算力调度。例如，当 AR 装配系统检测到场景复杂度骤增时，应将渲染与识别任务从终端迁移至边缘节点以提升响应速度。但当前多数调度系统基于静态优先级或平均负载分配，无法捕捉任务复杂度变化与网络波动特征，导致调度延迟与任务阻塞。此外，资源编排缺乏预测性，使

算力资源常出现“热区过载、冷区闲置”的不平衡现象，难以支撑高实时性与高带宽并存的虚实融合任务。系统在面对复杂动态场景时往往出现性能退化与体验中断，凸显了目前算力体系时效保障机制的不足。

(三) 多源异构数据与隐私保护的实现困境

在虚实融合环境下，多源异构数据的融合处理首先面临数据多样性与异构性带来的挑战。不同来源的数据在结构、格式、精度和语义层次方面存在显著差异。例如，传感器采集的物理数据、仿真系统生成的虚拟数据以及来自网络的行为数据，往往具有不同的时间尺度与空间分辨率^[55]，这种多维度的异构性使数据标准化与统一表示变得复杂，直接影响了融合算法的准确性与实时性。

虚实融合场景对数据处理的时效性与一致性提出了更高要求。在智能交通系统中，虚拟交通仿真平台需与摄像头、雷达、车联网终端等组成的现实交通感知网络保持高精度时空同步，以实现实时路况感知与动态调度^[56]。但现实情况是不同数据源的采样频率、网络传输延迟及数据丢包等问题往往会导致虚拟模型对现实状态的映射存在滞后。因此，如何在低延迟条件下实现高精度的多源数据时空对齐与在线融合，成为提升虚实融合系统实时决策能力的关键技术瓶颈。

在开放式虚实融合环境中，数据安全与隐私保护既是多源异构数据融合的关键挑战也是绕不过的信任基石。例如，在智能交通或车联网系统中，车辆的定位轨迹、驾驶行为与视频影像等数据均涉及用户隐私与公共安全。若直接集中上传至云端进行融合分析，容易引发数据泄露、滥用与合规风险。为此，越来越多的研究引入联邦学习、差分隐私与区块链等技术，以“模型可交互、数据不可见”的方式实现跨域协同计算，从而在不暴露原始数据的前提下实现虚实空间的联合建模。需要指出的是，目前现实中的边缘节点由于数据质量参差不齐、通信链路波动频繁及部分节点存在潜在恶意行为，仍可能造成模型偏差累积与信任机制失效，进而削弱系统的稳定性与鲁棒性。因此，如何在异构算力架构下构建兼顾隐私保护、可信交互与自适应优化的多源数据融合体系，成为虚实融合算力体系长期发展的核心科研命题。

五、面向虚实融合的新型算力体系发展重点方向

元宇宙作为虚实融合的下一代互联网形态，其大规模场景渲染、实时交互与数据协同需求，叠加生成式大模型对算力的指数级消耗，对传统算力体系提出颠覆性挑战。跨域算力联合通过异构资源整合与动态调度，将成为支撑元宇宙与大模型深度融合的核心发展路径。未来的算力体系将构建起“国家级枢纽+城市边缘节点+终端设备”三级架构：国家级算力枢纽将汇聚和优化跨区域资源配置；城市边缘节点则承担着低时延、高并发的局部服务任务；终端设备作为用户的直接接入点，将实现计算与存储功能的智能化分布。为此，亟需推动超算、云计算、量子计算与类脑智能的深度融合，探索新型算力架构，提升国家在AI、元宇宙和未来互联网中的核心竞争力。

（一）构筑分层协同算力网络，赋能智能应用

边缘设施需要构筑算力下沉的基础网络，通过在城市、园区、交通枢纽、家庭与个人终端等方面部署分布式边缘节点，实现“无处不在”的算力触点，形成国家级分布式算力基础设施的重要组成部分，为大规模智能体协作与泛在智能应用提供坚实支撑。一是要保障数据安全与主权自主，依托边缘节点的本地预处理能力，在数据源头完成敏感信息的初步筛选与加密，从战略层面强化数据主权与安全可控性，避免关键数据在跨境传输中泄露，兼顾数字经济发展与国家安全需求。二是要实现虚实融合驱动的应用生态与产业延伸，基于开放API、标准化协议与可扩展软/硬件平台，使边缘接入层能够孕育本地化AI服务与行业垂直应用生态，推动从消费互联网向产业互联网再到元宇宙经济的跃迁，进而催生“算力即服务”的新型产业格局。

通过轻量化AI模型、专用芯片、弹性调度机制与跨域协同协议的协同发展，构建兼具实时性、智能性与安全性的多维能力体系。同时，应开展顶层设计，推动标准化与规模化部署，避免碎片化建设所导致的“算力孤岛”问题。在新型算力体系中，打造区域算力枢纽，形成规模效应；整合分布式边缘节点，使区域协作层能够将分散的微小算力单元汇聚成一个整体可控的算力池，从而提升区域

内算力供给的稳定性与规模化优势，为区域经济和产业集群提供新型算力基础设施。采用统一的标准与接口，促进能源、交通、医疗、教育等多行业数据与算力的互联互通，推动区域智能生态的融合与共生，进一步提升数字经济在区域层面的综合竞争力。区域算力枢纽不仅能够有效成为国家级算力战略的中层支撑，同时能保障区域数据的自主控制，为国家构建分层、分域的算力体系提供必要的中间层支撑，助力“全国一张网”的算力战略布局。

（二）构建可信算力体系，激活数据价值

随着算力体系涉及的节点规模、功能域范围以及参与主体的不断扩展，进一步在跨域、跨行业与跨生态的复杂场景中，实现透明安全的资源流转、任务协同与价值激励，成为算力体系走向规模化、商业化与国际化的关键命题。为实现跨链治理，需要构建统一的可信治理框架，依托区块链与分布式账本技术，将算力资源、数据流通及智能合约执行全面纳入可追溯、可验证的链上体系，实现从边缘到核心的全链条治理，避免因多方博弈而导致的体系碎片化与治理不透明化。保障数据主权与跨域互信，在不同算力域之间建立可信桥梁，使各参与方在无需依赖中心化机构的前提下开展高效合作。这不仅为国家级数据主权保护、安全监管与国际化互认提供制度支撑，也有助于提升全球算力治理的战略竞争力。通过链上激励机制与智能合约，跨链治理层可为算力资源建立标准化的度量、定价与交易体系，推动“算力即服务”的经济形态形成，促进算力在跨区域与跨行业间的高效流动与价值最大化。

跨链治理的技术核心在于实现多链互操作与分布式治理，主要路径包括：借助跨链协议与中继机制，打通异构链之间的数据与算力流转，避免形成“信息孤岛”；通过智能合约，实现任务分配、算力结算与激励机制的自动化执行，降低人为干预与运营成本；应用零知识证明、多方安全计算与隐私计算技术，确保多方协作场景下的数据安全性与合规性；引入去中心化自治组织（DAO）机制，构建多方共治模式，使企业、政府、科研机构与个人用户能够在链上公平参与治理。

未来，面对物联网、5G/6G、边缘智能乃至量子计算等前沿技术的蓬勃发展，虚实融合的算力架构不仅具备高度分布式、灵活扩展和自主调度的能

力, 还能通过跨链协同和智能治理不断优化资源配置, 提升整体算力水平和数据安全性, 进而推动 VR、数字孪生、AR 等新兴应用场景的落地应用, 形成一个以用户体验为核心、智能决策为引擎的新型数字经济模式。

(三) 攻坚虚实融合引擎, 突破异构壁垒

制定统一的跨域算力调度协议、数据流通安全标准以及绿色算力认证体系, 打破地域、平台和芯片之间的壁垒, 确保异构算力在调度、协同和互联互通方面实现标准化和高效化。这不仅有助于提升整体算力利用率, 也为技术创新提供了坚实的制度保障。同时, 围绕以下关键技术要素, 开发出能够实现高沉浸感、强交互性与动态环境智能响应的下一代虚实融合引擎。

个性化智能服务的认知增强技术在未来智能服务体系中的战略价值不仅体现在单一技术的突破方面, 更在于整体架构的系统化演进。其关键是打造以大模型为核心驱动力的多模态理解引擎, 使语音、文本、图像、手势甚至潜在的生理信号能够被统一解析与融合, 从而赋予交互系统以全面的感知与理解能力。

语义通信驱动的资源协同优化技术需充分利用发送端与接收端共享的知识本体与状态缓存, 采用差分更新与基于上下文的语义预测, 使许多连续性或可推断的更新无需完整传输就可由接收端基于既有知识本地重构, 从根本上实现“以知复建”的极简交互; 构建跨层的全局调度引擎, 基于明确的语义效用函数, 将无线资源、边缘算力与缓存视为统一资源池并进行联合分配, 重点研究运用强化学习等自适应策略来动态调整编码复杂度与卸载决策, 从而应对场景与网络的时变性。

面向混合计算架构的弹性扩展技术应把技术能力延伸为可治理、可交易与可监管的产业能力。建立统一的跨厂商算力接口与可验证目录, 将算力与服务级别协议标准化为可计量的商品, 推动按需供给与市场化结算, 以制度化手段激励资源合理流动。通过并行推进技术突破、市场机制与监管框架, 面向虚实深度融合的混合算力体系才能从试验走向可规模化、可持续的产业化落地。

在未来的边缘协同调度系统中, 数字孪生技术与多智能体协作决策的结合应为城市资源管理提供

智能化支撑。通过环境感知与数字孪生模块, 边缘节点不仅能实时收集网络和资源状态的数据, 还能在云端构建高保真数字孪生模型, 以同步物理世界的变化, 并预测未来的负载趋势和网络状态。

从战略化部署与治理视角出发, 应构建以可观测性与服务级别为导向的多维绩效框架, 将延迟、吞吐、能耗、资源利用率与公平性纳入统一度量, 从而为策略选择提供可解释约束。在工程实现层面, 采用分层与混合自治的控制架构, 将本地自治与区域协调耦合以兼顾弹性与通信效率, 并在关键节点设立策略回退与故障隔离机制以保障鲁棒性。同时, 隐私保护与激励机制需并行设计, 结合加密聚合与基于信誉的经济调度, 解决数据主权与参与动力问题。为推动产业化, 应通过“产学研”联合示范工程来验证经济模型与运营成本结构, 制定分阶段上线的技术与合规路线图; 评估方法需覆盖短期性能与长期运维成本、碳足迹与法规风险, 以此量化收益并指导投资决策。

(四) 构建面向虚实融合的安全治理框架

1. 数据与隐私保护

在元宇宙环境中, 数据与隐私保护是确保用户主权和系统可信性的基石。传统互联网的中心化身份管理在跨域、沉浸式元宇宙中已显不足, 因为用户数据往往需在多平台流通(如 VR 设备、区块链网络和 AI 服务间), 这会导致隐私泄露风险指数级放大。因此, 建立元宇宙空间的数字身份认证体系至关重要。这一体系应采用去中心化身份模型, 利用区块链技术实现自主主权身份。在这种模型中, 用户拥有对自身身份数据的完全控制权, 通过零知识证明而不暴露底层数据, 从而在跨域交互中维持最小化披露原则。因此, 研发隐私计算技术是应对数据流通挑战的核心策略。

2. 内容溯源与责任追溯

AI 生成内容在元宇宙中的泛滥, 尤其是通过大模型创建的虚拟物体、对话或媒体, 带来了内容真实性与责任归属的挑战。为应对这一问题, 制定 AI 生成内容的溯源标准和伦理指南至关重要。该标准应结合数字水印技术和区块链不可篡改性, 通过在 AI 生成内容中嵌入隐形水印以便后续验证。此外, 溯源标准需兼容多模态数据, 并采用元数据标签系统记录生成链路, 包括模型版本、输入参数和生成

时间。责任追溯机制的建立应紧密结合链条式机制，以确保AI生成内容在各环节均可被完整审计与明确归责。该链条机制应涵盖从数据输入、模型处理到结果输出的全流程管控，并具备以下关键功能。①生成内容标识。聚焦AI生成内容溯源，为多模态内容嵌入抗篡改水印并标注关键信息，依托区块链存证，实现来源与属性全程可追溯。②传播全流程溯源。内容传播是责任追溯的关键，依托可证明日志系统，记录生成至传播全路径，自动更新分享、修改等行为，形成完整传播链，明晰责任归属。③决策透明化分析。AI生成内容决策需融合可解释性技术，透明化分析模型机制，审查复杂敏感内容，排查偏见偏差，明确责任并落实纠正。④监管与智能合约。聚焦法律监管协同，依托智能合约自动追责、控传、预警，结合国际法规严管高风险应用，保障AI生成内容合规可控。⑤闭环流程反馈与修正。责任追溯机制需兼具溯源、反馈修正能力，借助审计优化、算法迭代来保障全流程可审计，同时需应对真实性悖论等深层问题。

（五）培育虚实算力产业，推动生态协同

培育多层次、多元化的算力交易平台，通过市场化配置CPU、GPU乃至量子算力等多种资源，实现算力供需双方的高效对接。借助算力共享经济模式，利用区块链等新技术确保资源交易的透明与安全，为各行各业的数字化转型提供坚实支撑。

1. 实现产业数据闭环流通

在“算力供应商-平台运营商-场景开发商”的产业闭环基础上，应进一步推动上下游深度协同，打造跨行业、多层级的算力生态集群。通过产业联盟、标准制定与资源共享，建立统一的算力接口规范与算力交易机制，使不同领域的应用开发者能够无缝调用异构算力资源，加速创新成果转化。同时，围绕汽车出行、文旅体验、智慧城市、工业制造等重点行业，推动行业级算力平台建设，形成“基础设施即服务（IaaS）-算力调度即服务（CaaS）-行业应用即服务（AaaS）”的多层服务体系。通过这一纵深架构，不仅可以满足单一行业的数字化需求，还能够实现跨行业算力资源的动态调配，提升整体社会算力利用率。在宏观层面，构建国家级与区域算力协同体系，升级绿色低碳算力基建，统一数据接口与调用协议，打造开放、共

享、可信的数字生态。

2. 构建虚实融合产业共同体

推广基于区块链技术的分布式算力众包交易模式，构建公开、透明、高效的算力交易市场，为中小企业和个人开发者提供便捷的算力资源租用服务。未来研究应聚焦基于区块链技术的分布式算力众包交易模式，构建下一代去中心化的算力基础设施网络。通过深度融合共享经济理念与区块链的信任机制，构建能够有效聚合全球范围内的分散及闲置计算资源的模式，从而形成公开透明、点对点、高效运行的算力交易市场。其核心目标在于推动算力资源像公共电力一样实现标准化供给与按需调用，突破传统中心化架构下存在的资源垄断、定价机制不透明及单点故障等系统性瓶颈，为AI、大规模科学计算与数字孪生等前沿领域的研究与应用提供普惠、可靠的基础性支撑。该模式采取循序渐进发展，先验证可行性、夯实技术与生态，再扩张规模、构建壁垒，远期迈向DAO治理的数字经济基础设施。

3. 打造集约化绿色算力载体

在推动算力体系从传统通用计算向融合异构、绿色集约形态演进的过程中，我国已将能耗与碳排放管控提升至算力基础设施规划与运营的核心战略高度。未来的布局与思考应更加系统化和前瞻性，在技术层面，不仅需大规模应用液冷、自然冷却等高效散热技术，更应前瞻布局光电融合、超低功耗芯片、芯粒集成等颠覆性架构，从源头上降低计算单元能耗；在能源协同层面，需超越单一的绿电采购，深化“算电联动”，推动智算中心作为柔性负载参与电网调峰，并探索在“东数西算”枢纽节点旁就近建设“风光储”一体化电站，实现“源-网-荷-储”一体化智慧能源管理，同时将余热回收用于区域供暖或农业温室，打造零碳甚至负碳算力中心；在体系规划层面，应依托“东数西算”工程，构建全国一体化的算力调度与交易平台，通过数据驱动智能引导高时延、高耗能的计算任务优先流向西部可再生能源富集区，形成东部专注实时推理、西部承载后台训练与存储的“全国一盘棋”格局。

未来，我国算力体系的持续进化需以绿色低碳作为核心约束与发展驱动力，通过顶层政策引导、构建全国统一的碳足迹核算与绿电/绿证交易体系

技术创新三轨并行，最终构建起一个既强大普惠又绿色可持续的新型算力体系，为数字中国与“双碳”目标的协同实现奠定坚实基础。

六、结语

面向虚实融合的算力架构是未来智能社会发展的关键支撑，其核心在于以泛在、智能、可信的计算体系支撑多元场景的实时协同与智能决策。本文围绕“虚实融合”这一时代命题，从新型算力体系的演化路径、关键技术体系到混合计算架构的现实挑战进行了系统梳理与深入探讨。研究指出，“云—边—端”一体化的协同演进构成了算力体系的基础框架，算力体系的发展推动了从通用计算向认知智能计算的跃迁，而虚实融合驱动下的应用范式正逐步形成以数据、模型与场景深度耦合为特征的新型算力生态。

目前，虚实融合的全面实现面临算力异构协同困难、低延迟与高带宽保障瓶颈、多源异构数据隐私保护等现实挑战。要实现算力体系的持续进化，亟需构建以智能感知、动态调度、可信交互为核心的新型架构，强化算法与系统的协同优化。同时，应从战略层面推进算网一体化基础设施建设，完善算力安全治理体系，促进多层次、跨行业的虚实算力生态协同发展，形成可持续的创新循环机制。未来，随着大模型、数字孪生与生成式AI的持续突破，虚实融合的算力体系将进一步迈向自治化与认知化阶段。构建面向虚实融合的算力新架构，不仅是科技体系升级的必然选择，更是推动数字中国、智能社会高质量发展的战略路径。

利益冲突声明

本文作者在此声明不存在任何利益冲突或财务冲突。

Received date: September 24, 2025; **Revised date:** November 20, 2025

Corresponding author: Yuan Yige is an associate research fellow from Xiangjiang Laboratory. Her major research fields include metaverse intelligent rendering, large model resource scheduling. E-mail: immyyuan@163.com

Funding project: Chinese Academy of Engineering project “Research on the Strategic Layout and Implementation Path of Future Key Industries to Promote the Development of New Quality Productivity” (2025-XBZD-14); The National Natural Science Foundation of China Project (72088101); Xiangjiang Laboratory Project (23XJ01002,

23XJ01007, 24XJ01001)

参考文献

- [1] 陈晓红, 许冠英, 徐雪松, 等. 我国算力服务体系构建及路径研究 [J]. 中国工程科学, 2023, 25(6): 49–60.
Chen X H, Xu G Y, Xu X S, et al. Computing power service system of China and its development path [J]. Strategic Study of CAE, 2023, 25(6): 49–60.
- [2] Park S M, Kim Y G. A metaverse: Taxonomy, components, applications, and open challenges [J]. IEEE Access, 2022, 10: 4209–4251.
- [3] Yang X B, Gao J, Wang P, et al. Digital twin-based stress prediction for autonomous grasping of underwater robots with reinforcement learning [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 267: 126164.
- [4] Glenn C P, Coxon M. Individual differences in processing multisensory information predict presence in different virtual reality environments [J]. Virtual Reality, 2024, 29(1): 9.
- [5] Wanner L, Bowen D, Burgos M, et al. Support of migrant reception, integration, and social inclusion by intelligent technologies [J]. Information, 2024, 15(11): 686.
- [6] Pérez-Muñoz S, Castaño Calle R, Morales Campo P T, et al. A systematic review of the use and effect of virtual reality, augmented reality and mixed reality in physical education [J]. Information, 2024, 15(9): 582.
- [7] Pan M, Wong M O, Lam C C, et al. Integrating extended reality and robotics in construction: A critical review [J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102795.
- [8] Geringer S, Geiselhart F, Bäuerle A, et al. Mint: Integrating scientific visualizations into virtual reality [J]. Journal of Visualization, 2024, 27(6): 1143–1169.
- [9] Antón-Sancho Á, Fernández-Arias P, Ariza E A, et al. The use of virtual reality in the countries of the central American bank for economic integration (CABEI) [J]. Future Internet, 2024, 16(7): 249.
- [10] 杨飞, 李响, 曹一冰, 等. 时空对象行为驱动的城市感知设施虚实联动交互控制方法 [J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(3): 543–555.
Yang F, Li X, Cao Y B, et al. A method for spatiotemporal object behavior-driven interactive control of urban sensing facilities with virtual–reality integration [J]. Journal of Geo-Information Science, 2024, 26(3): 543–555.
- [11] Dai Y G, He Y X, Zhao X Y, et al. Testing method of autonomous navigation systems for ships based on virtual–reality integration scenarios [J]. Ocean Engineering, 2024, 309: 118597.
- [12] Kontogiorgakis E, Zidianakis E, Kontaki E, et al. Gamified VR storytelling for cultural tourism using 3D reconstructions, virtual humans, and 360° videos [J]. Technologies, 2024, 12(6): 73.
- [13] Hu H, Chen J H, Zhu J H, et al. Design and development of an integrated virtual–reality training simulation sand table for rail systems [J]. Information, 2024, 15(3): 141.
- [14] Alwashmi K, Meyer G, Rowe F, et al. Enhancing learning outcomes through multisensory integration: A fMRI study of audiovisual training in virtual reality [J]. NeuroImage, 2024, 285: 120483.

- [15] Nagy J, Turner F. The selling of virtual reality: Novelty and continuity in the cultural integration of technology [J]. *Communication, Culture and Critique*, 2019, 12(4): 535–552.
- [16] 中国信息通信研究院. 算力经济发展研究报告(2025年)[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2025.
China Academy of Information and Communications Technology. Research report on the development of computing power economy (2025) [R]. Beijing: China Academy of Information and Communications Technology, 2025.
- [17] Wright A. Worldwide enterprise global datasphere by vertical industry forecast, 2024–2028 [R]. Boston: International Data Corporation, 2024.
- [18] Burden C, Oestergaard J, Larsen C. Integration of laparoscopic virtual–reality simulation into gynaecology training [J]. *BJOG: An International Journal of Obstetrics & Gynaecology*, 2011, 118(s3): 5–10.
- [19] Xu M R, Ng W C, Lim W Y B, et al. A full dive into realizing the edge-enabled metaverse: Visions, enabling technologies, and challenges [EB/OL]. (2022-08-20)[2025-06-20]. <https://arxiv.org/abs/2203.05471>.
- [20] Han J, Heo J, You E. Analysis of metaverse platform as a new play culture: Focusing on Roblox and ZEPETO [R]. Da Nang: The 2nd International Conference on Human-Centered Artificial Intelligence (Computing4Human 2021), 2021.
- [21] Kasapakis V, Gavalas D. User-generated content in pervasive games [J]. *Computers in Entertainment*, 2017, 16(1): 1–23.
- [22] Chen Y, Zhao J, Wu Y, et al. QoE-aware decentralized task offloading and resource allocation for end–edge–cloud systems: A game-theoretical approach [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(1): 769–784.
- [23] Liu W B, Yang Y J, Wang E, et al. Dynamic user recruitment with truthful pricing for mobile CrowdSensing [R]. Toronto: IEEE INFOCOM 2020—IEEE Conference on Computer Communications, 2020.
- [24] 李磊, 郑黎明, 王宏义, 等. 适用于边缘计算的6H并行计算架构[J]. *计算机工程与科学*, 2023, 45(9): 1544–1552.
Li L, Zheng L M, Wang H Y, et al. A 6H parallel computing architecture suitable for edge computing [J]. *Computer Engineering & Science*, 2023, 45(9): 1544–1552.
- [25] Zhao S, Xu Z F, Yang J, et al. A 2-transistor-1-modulator (2T1m) electronic-photonic hybrid memory architecture for deep neural network cim and very large-scale transformers [R]. Kyoto: 2025 Symposium on VLSI Technology and Circuits (VLSI Technology and Circuits), 2025.
- [26] Peng J, Qiu H B, Cai J, et al. D2D-assisted multi-user cooperative partial offloading, transmission scheduling and computation allocating for MEC [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(8): 4858–4873.
- [27] Xu M R, Niyato D, Kang J W, et al. Wireless edge-empowered metaverse: A learning-based incentive mechanism for virtual reality [R]. Seoul: ICC 2022—IEEE International Conference on Communications, 2022.
- [28] 张纪阳, 于佳婕, 周宸彬, 等. 元宇宙医院的现况与未来 [J]. *元宇宙医学*, 2024, 1(1): 22–27.
- Zhang J Y, Yu J J, Zhou C B, et al. The current situation and future development of meta-hospitals [J]. *Metaverse in Medicine*, 2024, 1(1): 22–27.
- [29] 上海市杨浦区人民政府. “5G+元宇宙”上海开放大学构建智慧教育新生态 [EB/OL]. (2024-02-19)[2025-05-23]. <https://www.shyp.gov.cn/shypq/xwzx-bmdt/20240219/448530.html>.
Shanghai Yangpu District People’s Government. “5G+metaverse”: Shanghai Open University builds a new ecology of smart education [EB/OL]. (2024-02-19)[2025-05-23]. <https://www.shyp.gov.cn/shypq/xwzx-bmdt/20240219/448530.html>.
- [30] 宋常青, 任延昕. 敦煌: 数字赋能全过程 [EB/OL]. (2024-11-12)[2025-05-21]. <https://www.gswbj.gov.cn/a/2024/11/12/23171.html>.
Song C Q, Ren Y X. Dunhuang: The whole process of digital empowerment [EB/OL]. (2024-11-12)[2025-05-21]. <https://www.gswbj.gov.cn/a/2024/11/12/23171.html>.
- [31] 陈晓红, 刘浏, 袁依格, 等. 医疗大模型技术及应用发展研究 [J]. *中国工程科学*, 2024, 26(6): 77–88.
Chen X H, Liu L, Yuan Y G, et al. Technology and application development of medical foundation model [J]. *Strategic Study of CAE*, 2024, 26(6): 77–88.
- [32] 陈晓红, 傅文润, 刘朝明, 等. 人工智能大模型在电力设备运维场景中的应用探讨 [J]. *中国工程科学*, 2025, 27(1): 180–192.
Chen X H, Fu W R, Liu C M, et al. Application of artificial intelligence large language model in power equipment operation and maintenance [J]. *Strategic Study of CAE*, 2025, 27(1): 180–192.
- [33] 李强, 莫茗程, 尤子硕, 等. 面向工业元宇宙的云边缘协同异质资源分配和任务调度方法与系统: CN120455455A [P]. 2025-08-08.
Li Q, Mo M C, You Z S, et al. Method and system for cloud–edge–end collaborative heterogeneous resource allocation and task scheduling for industrial metaverse: CN120455455A [P]. 2025-08-08.
- [34] Xu J, Wu H, Zhang J X. Truthful mechanism for service utility maximization in edge–enabled metaverse based on NUMA [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2026, 174: 108015.
- [35] 国际电信联盟. 智能电网中基于云–边缘–设备协作的智能检查系统的功能框架和要求: ITU-T F.743.28-202501-I [S]. 日内瓦: 国际电信联盟, 2025.
International Telecommunication Union. Recommendation ITU-T F.743.28: Requirements and functional architecture for intelligent inspection system based on cloud–edge–device collaboration in smart grid: ITU-T F.743.28-202501-I [S]. Geneva: International Telecommunication Union, 2025.
- [36] 冯骥. MEC边缘计算技术及其产业应用和专利分析 [J]. *科技创新与应用*, 2021, 11(29): 134–138.
Feng J. MEC edge computing technology and its industrial application and patent analysis [J]. *Technology Innovation and Application*, 2021, 11(29): 134–138.
- [37] Zhou P, Shen K, Kumar N, et al. Communication-efficient offloading for mobile-edge computing in 5G heterogeneous networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(13): 10237–10247.
- [38] Tong Z, Cai J H, Mei J, et al. Dynamic energy-saving offloading strategy guided by Lyapunov optimization for IoT devices [J].

- IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(20): 19903–19915.
- [39] Anajemba J H, Yue T, Iwendi C, et al. Optimal cooperative offloading scheme for energy efficient multi-access edge computation [J]. IEEE Access, 2020, 8: 53931–53941.
- [40] Feng W Y, Zhang N, Lin S Y, et al. Energy-efficient collaborative offloading in NOMA-enabled fog computing for Internet of things [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(15): 13794–13807.
- [41] 周颀, 解佳琦, 吴威, 等. 虚实融合监控场景中的漫游路径规划方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(3): 514–523. Zhou Y, Xie J Q, Wu W, et al. Path planning for virtual–reality integration surveillance system [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(3): 514–523.
- [42] Zou Y, Shen F, Yan F, et al. Task-oriented resource allocation for mobile edge computing with multi-agent reinforcement learning [R]. Norman: 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall), 2021.
- [43] Wu L T, Liu Z N, Sun P, et al. DOT: Decentralized offloading of tasks in OFDMA-based heterogeneous computing networks [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(20): 20071–20082.
- [44] 陈晓红, 曹廖滢, 陈蛟龙, 等. 我国算力发展的需求、电力能耗及绿色低碳转型对策 [J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(3): 528–539. Chen X H, Cao L Y, Chen J L, et al. Development demand, power energy consumption and green and low-carbon transition for computing power in China [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(3): 528–539.
- [45] Wang L, Yu Z W, Wu K S, et al. Towards robust task assignment in mobile crowdsensing systems [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(7): 4297–4313.
- [46] Zhan Y F, Xia Y Q, Zhang J, et al. An incentive mechanism design for mobile crowdsensing with demand uncertainties [J]. Information Sciences, 2020, 528: 1–16.
- [47] Yang X Z, Zeng Z W, Liu A F, et al. A decentralized trust inference approach with intelligence to improve data collection quality for mobile crowd sensing [J]. Information Sciences, 2023, 644: 119286.
- [48] Zhang L, Sun Y P, Chen Z Y, et al. Communications–caching–computing resource allocation for bidirectional data computation in mobile edge networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(3): 1496–1509.
- [49] Yang B, Cao X L, Bassey J, et al. Computation offloading in multi-access edge computing: A multi-task learning approach [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(9): 2745–2762.
- [50] Li H, Xiong K, Lu Y, et al. Distributed design of wireless powered fog computing networks with binary computation offloading [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(4): 2084–2099.
- [51] Li X, Fan R F, Hu H, et al. Joint task offloading and resource allocation for cooperative mobile-edge computing under sequential task dependency [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(23): 24009–24029.
- [52] 刘炎培, 陈宁宁, 朱运静, 等. 面向 5G/Beyond 5G 的移动边缘缓存优化技术综述 [J]. 计算机应用, 2022, 42(8): 2487–2500. Liu Y P, Chen N N, Zhu Y J, et al. Review of mobile edge caching optimization technologies for 5G/beyond 5G [J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(8): 2487–2500.
- [53] Su Z, Wang Y T, Luan T H, et al. Secure and efficient federated learning for smart grid with edge–cloud collaboration [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(2): 1333–1344.
- [54] Mills J, Hu J, Min G Y. Multi-task federated learning for personalised deep neural networks in edge computing [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2022, 33(3): 630–641.
- [55] Zeng L K, Chen X, Huang P, et al. Serving graph neural networks with distributed fog servers for smart IoT services [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2024, 32(1): 550–565.
- [56] Yang L, Zheng C, Shen X Y, et al. OfpCNN: On-demand fine-grained partitioning for CNN inference acceleration in heterogeneous devices [J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2023, 34(12): 3090–3103.