

面向集群机器人作业的通信-控制-计算融合系统综述

何佳闻^{1,2} 颜志^{2,3,4} 王耀南^{1,2} 江一鸣^{1,2} 王涛^{1,2} 贺文斌^{1,2} 方峥^{4,5}

摘 要 在集群机器人系统中, 通信、控制与计算模块的协同设计已成为提升系统整体性能的关键, 对推动离散制造自动化向智能化、集成化方向发展具有重要促进作用. 首先, 从集群机器人“通-控-算”联合系统架构出发, 通过梳理国内外在“通-控”、“通-算”、“控-算”融合技术方面的研究现状, 揭示子系统之间的耦合关系, 强调“通-控-算”联合设计对提升集群机器人整体作业性能的重要性. 接着, 以集群机器人系统在“通-控-算”软件仿真、硬件在环仿真及实物测试验证平台为例, 总结具体实施中的关键技术. 最后, 对集群机器人“通-控-算”系统联合设计的未来研究方向进行总结与展望.

关键词 集群机器人; 通信-控制-计算融合; 工业网络系统; 联合设计; 工业物联网

引用格式 何佳闻, 颜志, 王耀南, 江一鸣, 王涛, 贺文斌, 方峥. 面向集群机器人作业的通信-控制-计算融合系统综述. 自动化学报, 2026, 52(9): 1821-1845

DOI 10.16383/j.aas.c250263

CSTR 32138.14.j.aas.c250263

Survey on the Integrated Communication-control-computation Systems for Clustered Robotic Operations

HE Jia-Wen^{1,2} YAN Zhi^{2,3,4} WANG Yao-Nan^{1,2} JIANG Yi-Ming^{1,2} WANG Tao^{1,2}
HE Wen-Bin^{1,2} FANG Zheng^{4,5}

Abstract The co-design of communication, control, and computing modules in clustered robotic systems has emerged as a critical enabler for enhancing overall system performance, playing a significant role in advancing discrete manufacturing automation toward intelligent and integrated development. Firstly, this paper starts with the architecture of the “communication-control-computation” integrated system for clustered robots. By reviewing the current research on the fusion technologies of “communication-control”, “communication-computation”, and “control-computation” both domestically and internationally, the coupling relationships between subsystems are revealed, highlighting the importance of “communication-control-computation” co-design in improving the overall operational performance of clustered robots. Next, it summarizes key technologies in the implementation process through examples of software simulations, hardware-in-the-loop simulations, and a physical verification platform for the “communication-control-computation” system in clustered robots. Finally, it concludes with a summary and outlook on future research directions for the co-design of the “communication-control-computation” system in clustered robots.

Keywords clustered robots; integration of communication-control-computation; industrial network systems; co-design; industrial internet of things

Citation He Jia-Wen, Yan Zhi, Wang Yao-Nan, Jiang Yi-Ming, Wang Tao, He Wen-Bin, Fang Zheng. Survey on the integrated communication-control-computation systems for clustered robotic operations. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(9): 1821-1845

收稿日期 2025-06-18 录用日期 2026-01-29

Manuscript received June 18, 2025; accepted January 29, 2026

国家自然科学基金 (62293510, 62293511), 湖南大学-中国移动产业智能联合研究院揭榜挂帅“重大装备智造网络化机器人加工系统 (5G+机器人)”, 面向 6G 的智能体通信场景需求及关键技术研究 (2025ZD1304700) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62293510, 62293511), Hunan University-China Mobile Industrial Intelligence Joint Research Institute Unveils Key Project “Networked Robotic Machining Systems for Intelligent Manufacturing of Advanced Equipment (5G+Robotics)” via Open Solicitation, and Research on Scenario Needs and Key Technologies for 6G-Oriented Agent Communications (2025ZD1304700)

本文责任编辑 丛杨

Recommended by Associate Editor CONG Yang

1. 湖南大学人工智能与机器人学院 长沙 410082 2. 湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程研究中心 长沙 410082 3. 湖

随着工业物联网 (industrial internet of things, IIoT) 和智能制造的不断发展, 制造业正逐步向智能化转型. 在智能制造工厂中, 集群机器人作为核

南大学电气与信息工程学院 长沙 410082 4. 湖南大学-中国移动产业智能联合研究院 长沙 410012 5. 中国移动通信集团湖南有限公司 长沙 410100

1. School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University, Changsha 410082 2. National Engineering Research Center of Robot Visual Perception and Control Technology, Hunan University, Changsha 410082 3. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082 4. Hunan University-China Mobile Industrial Intelligence Joint Research Institute, Changsha 410012 5. China Mobile Communications Group Hunan Company Limited, Changsha 410100

心组成部分得到广泛应用,例如,搬运机器人、装配机器人、扫描机器人以及调姿机器人等. 集群机器人高效、精准的智能协同作业高度依赖于可靠通信系统、稳定控制系统和强大的计算系统的支持,如图1所示. 在集群机器人作业系统中,通信子系统是传输控制指令和传感信息的关键载体,其质量对系统控制性能具有决定性影响. 当大量机器人融入工业系统时,激增的通信负载极易引发网络拥塞,进一步加剧传输时延和数据包丢失问题. 尤其在协作作业中,会导致机器人间的运动同步精度下降,进而影响整体作业精度^[1-2]. 为应对这些挑战,工业系统通常依赖多层次的计算基础设施来支持计算密集型任务的处理,以支撑复杂实时控制算法、任务分配和资源调度决策. 将算力卸载到云或者边缘节点,能够有效优化计算资源分配,减轻本地计算的负担,进而有效提升系统的控制精度与整体鲁棒性. 集群机器人作业系统中通信、控制与计算子系统之间存在的紧密耦合关系和复杂交互,使得单一子系统的局部优化难以实现系统整体性能的全局最优,亟须开展一体化设计来协调三者间的相互作用. 因此,通信-控制-计算的联合建模、协同设计与优化,成为当前研究的热点问题.

国内外学者从不同角度展开的“通信-控制-计算”相关的协同设计研究已有所进展,但在三者深度融合设计的系统性工作上仍有不足^[3-4]. 多数研究从工业网络系统和工业互联网架构出发,系统地梳理在流程工业中的研究进展. 系统对象为热轧、化工、电力等连续过程,主要关注通信不确定性对控制的影响,对“通-控”协同提供了良好的参考框架,但缺乏对动态任务计算负载、离散操作模式的分析,难以适用于多机器人系统^[5-6]. 其次,网络化控制系

统 (networked control system, NCS) 中大量工作关注通信约束下的 LQR、MPC 的稳定性设计以及网络不确定性对闭环控制的影响,但 NCS 不涉及边缘/云计算任务调度、通信机制与计算负载模型等研究,无法描述实际集群机器人系统中的通-控-算的动态链路^[7]. 此外,工业互联网中多强调云-边协同计算,普遍关注云-边协同体系结构、任务卸载以及资源调度等^[8-9],其研究对象多为视频流、传感数据处理或一般 IoT 任务,缺乏控制视角的性能约束以及网络波动的敏感性刻画. 而在多机器人控制综述中多聚焦于协同控制,通常把通信视为确定性模型,不考虑算力/网络影响,缺乏将机器人系统中的通-控-算以闭环方式整合建模. 上述文献综述多基于流程工业或单机器人,缺乏离散制造复杂场景,不足以支撑多机器人集群所需的“实时性、可靠性、弹性资源调度”一体化要求. 对单一子系统的优化以及仅限于两个子系统的协同设计,往往难以应对时延控制、资源竞争及环境不确定性耦合引发的复杂性能约束问题. 为实现整体性能的最优,需构建全局优化视角的通信、控制与计算的融合系统架构. 然而,目前主要面临以下几个关键问题.

1) 系统耦合机理分析与建模. 在存在金属反射体和强电磁干扰的复杂电磁环境下,融合系统的通信链路信道状态波动呈现非平稳特征. 其不仅直接降低通信可靠性、增加误码率,还影响控制性能和计算效率: 通信端的时延抖动等因素会削弱状态观测的及时性,从而导致控制环节的反馈滞后; 计算端响应时延的增加又会反过来导致控制指令下发滞后,并加剧通信负载,形成通-控-算的链式耦合效应. 现有研究多采用网络化控制系统建模、事件触发控制、边缘/云协同卸载等方法减轻通信不稳定

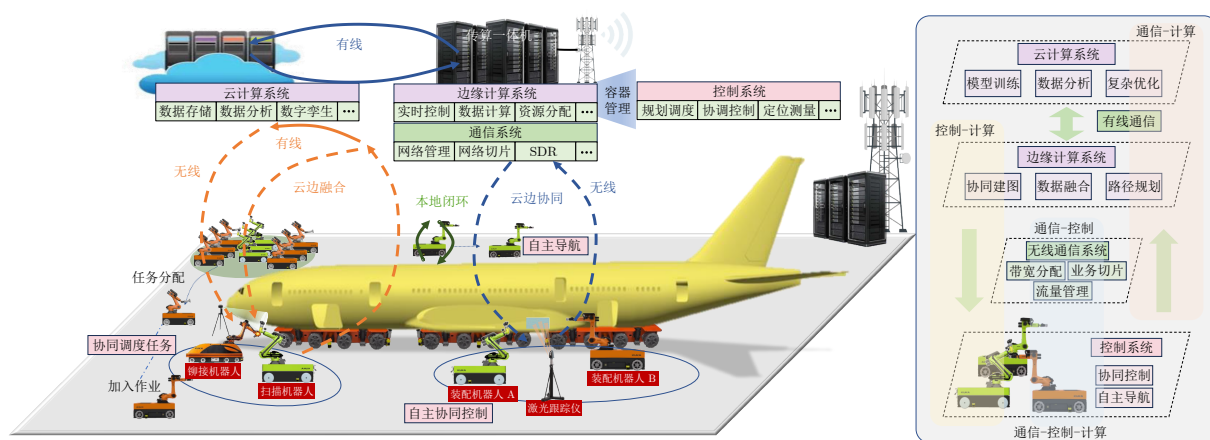


图1 集群机器人作业系统的三大核心子系统: 通信、控制与计算

Fig.1 The three core subsystems of the clustered robotic operation system: Communication, control, and computing

对控制和计算的影响,但这些研究通常仅关注“通-控”或“通-算”双系统协同^[10-11],缺乏对三者双向耦合关系的统一建模.与此同时,许多方法依赖稳态网络或线性控制假设,难以应对工业场景中非平稳信道、突发干扰与多源负载波动下的复杂耦合特性.因此,需要构建能够准确刻画信道特性、控制环响应与计算节点动态负载相互影响关系的融合模型,实现对通信调度、控制策略及计算卸载的协同调整,从而缓解耦合机理带来的抖动与不稳定性.

2) 资源协同分配与实时调度策略.融合系统在执行作业时,其性能受限于有限的网络资源、计算能力和控制能力.通信带宽不足会导致反馈数据滞后,使控制器需要进行额外的状态估计计算;进一步计算节点负载攀升又会触发任务卸载,消耗通信资源;控制更新频率的调整也会反向改变数据流量与计算压力,从而形成资源消耗之间的相互牵引关系.这种跨子系统资源的动态耦合,使得这三种子系统资源无法独立优化,而必须进行协同分配.单一子系统的局部资源优化难以满足全局性能最优目标,实现跨域资源的动态协同分配成为关键挑战.现有研究在跨域资源管理方面取得一定进展,包括联合通信调度与计算卸载策略以及云-边分层资源优化框架.这些方法通常侧重于某一资源瓶颈(如带宽或计算负载)的优化,缺乏整体考虑;同时,对极端时延、突发流量和高算力负载的保障能力有限^[12].为此,需构建一种基于实时系统状态反馈的资源协同分配与实时调度策略,进而保障系统的综合性能.

3) 多目标耦合下的联合系统设计.在通-控-算融合系统中,端到端时延具有显著的累积效应,构成闭环系统稳定性的核心约束.在高动态、多任务的集群机器人作业场景中,时延波动易被放大,同时通信可靠性、控制精度和计算效率等多目标间存在复杂耦合关系.比如,通信链路的不确定性会放大控制环节的误差,对控制精度提出更高要求;控制需求的提升又会增加计算量,引发计算时延上升;计算时延反过来又会推高通信和控制的时延敏感度,形成三目标间的“相互制约”关系.虽然现有研究针对联合时延优化^[13]、通信-计算协同调度^[14]以及基于任务的资源-性能平衡^[15]等方向提出了一系列方法,但多数方法依赖简化优化目标,难以准确刻画实际工业场景中的非线性耦合目标.同时,多目标优化模型往往面临高计算复杂度,难以在严格实时约束下实现在线求解,从而限制了实际落地应用.为实现多目标协同优化,系统设计需以资源利用效率等为核心构建优化模型,兼顾各目标间的性

能折衷,确保系统在动态环境下的整体性能.

本文面向集群机器人作业系统中的系统建模、资源管理与优化设计进行综述:揭示三者之间的耦合机理;实现对通信、控制与计算三者的双向关联刻画;总结面向高动态场景的跨域资源协同分配方法;构建可工程落地的融合原型平台.

1 通信-控制-计算融合架构设计

1.1 通-控-算子系统架构基础

集群机器人作业系统是将 NCS 与云-边协同架构深度融合的体现.通信、控制和计算系统需协同工作来实现集群机器人作业系统的高效运行:机器人通过无线通信实现信息传输,云计算平台或边缘计算节点利用预测控制、数据驱动控制及深度学习等算法执行智能作业任务.一般来说,集群机器人作业系统包含传感数据上传、感知计算、数据融合、任务规划以及控制决策等核心业务模块,这些模块可以并行运行以提高系统效率^[16-18].

通信-控制-计算架构场景如图 1 所示,为实现业务模块在云边服务器上的灵活部署,系统采用容器虚拟化技术封装每个业务模块,并根据具体应用场景动态分配资源.基于系统在通信条件、控制协同与计算需求程度上的相互作用特点及渐进式演化关系,可以将系统分为“本地闭环”到“云边协同”再到“云边融合”的三种应用模式^[19].

1) 本地闭环模式.传感器与机载计算机之间进行数据传输,计算任务和决策处理通常由机载计算机承担.服务器仅用于数据存储,不参与实际的控制过程,控制系统完全依赖于本地设备和计算单元来实现闭环控制,这种模式中通信需求较低、控制集中在本地、计算资源有限且无需云端介入.该模式具有时延低、抗网络波动能力强的特点;但受限于机载算力,其在任务复杂度和协同规模上存在明显上限.例如,AGV 在执行工位间物流输送时,机器人主要依赖激光雷达实现定位,路径跟踪控制由机载计算单元在本地闭环内完成,云/边缘侧仅需周期性接收状态数据,通信数据量低且不承载实时控制,因此通信-控制耦合较弱,而控制-计算依赖机载算力的耦合强度更高.

2) 云边协同模式.通过在边缘侧执行即时处理与局部决策,并在云端完成跨设备优化和深度分析,实现实时性与计算能力之间的平衡.传感器与执行器仍可在边缘侧实现闭环,云端负责处理复杂任务.云边协同模式常见于协作复杂度较高、数据量大但仍需保持一定实时性的制造流程中.例如,多机械

臂协同装配需在毫秒级尺度内共享末端力觉、位姿等信息,以维持动作一致性和协同精度.边缘节点需实时执行碰撞检测、动态约束求解与局部同步规划,而云端则负责更高层级的策略优化与跨设备协作管理.在此类任务中,通-控-算三者在时间上强绑定,云边协同维持高频同步与复杂计算的平衡.

3) 云边融合模式. 强化云端与边缘的耦合程度,将控制决策、计算任务与数据处理在云端与边缘之间高度协同地组织起来,实现从全局规划到实时执行的完整闭环. 云端利用大规模算力进行全局优化与系统级资源分配,边缘侧负责毫秒级反馈与本地执行,从而实现全局智能与实时控制的统一. 在这种设计模式中,对网络可靠性和端到端时延极为敏感. 在跨工序多设备协同调度任务中,云端需要整合数十台机器人的状态信息,执行全局调度、资源冲突消解与批量优化;边缘节点则将云端下发的调度计划实时解析为执行命令,并在本地完成精细控制闭环. 该类任务中通信-计算呈现大规模异步交互,而控制依赖边缘实现低时延执行,构成“云端全局优化-边缘快速闭环”的异构耦合结构.

1.1.1 通信系统

在集群机器人系统中,终端侧通常由 AGV/AMR、移动协作机械臂等自主运动设备构成,其作业环境具有高度离散性、动态性与空间分布不确定性. 因此,机器人终端无法依赖固定拓扑的有线连接,实时控制指令下发、传感数据回传与计算任务卸载必须通过无线方式完成. 与此同时,基站与边缘服务器之间通过有线方式连接,采用工业以太网与时间敏感网络等有线通信技术. 此类有线方式可提供微秒级同步精度与确定性时延保障,使其成为无线接入网络的重要支撑层. 因此,工业通信系统呈现出“终端以无线接入为主、核心层级依靠有线承载”的结构,其中无线负责动态现场的实时连接,有线负责稳定区域的高可靠承载.

在此通信架构下,无线网络需满足低时延、高可靠、高吞吐、强抗干扰与高能效等严格要求^[20],以支持机器人之间的精准协作与高频控制. 传统无线系统由于采用封闭、专用的硬件架构,且软件功能缺乏灵活性与可编程性^[21],难以适应工业现场在资源调度、业务区隔与多业务并发方面的需求. 为满足上述需求,无线网络采用虚拟化与软件化技术,通过在边缘虚拟化部署核心网和基站,结合软件定义网络 (software defined networking, SDN) 和网络功能虚拟化 (network function virtualization, NFV),打破软硬件紧耦合关系,使无线功能能够按需配置、按片分配. 网络切片能够针对不同业务流

量 (如控制指令、传感数据与卸载任务) 提供隔离的传输通道,实现差异化服务保障,如图 2 所示 (其中, VN 表示虚拟网络; VC 表示虚拟信道; VS 表示虚拟交换机). 依托 5G 的增强移动宽带 (eMBB)、超可靠低时延通信 (URLLC) 以及大规模连接能力 (mMTC), 集群机器人既能满足大规模传感数据的高速传输需求,又能获得毫秒级链路接入和高可靠控制通路,从而实现高效的任务卸载与实时协同. 同时,无线网络借助可重配置硬件平台与云边协同机制,可对频谱、功率等无线资源进行动态优化,从而提升网络鲁棒性,使通信系统能够适应金属遮挡和强电磁干扰等复杂工业条件.

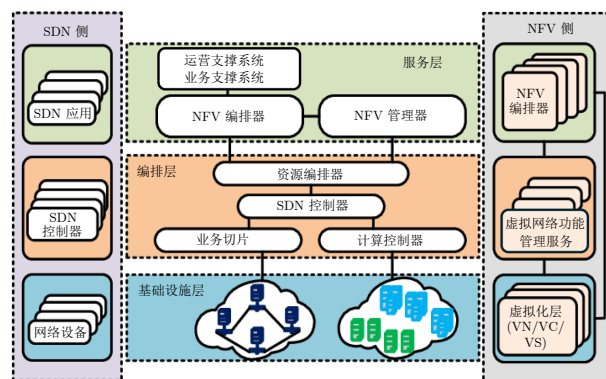


图 2 工业无线通信系统的 SDN/NFV 架构

Fig. 2 SDN/NFV-based architecture for industrial wireless communication system

1.1.2 控制系统

集群机器人网络化控制系统的核心目标是实现多机器人之间的实时同步、精准决策与动态适应,其运行依赖通信、计算与控制三者构成的闭环协同机制,如图 3 所示. 机器人在时刻 k 的实际状态 $X_c(k)$ 通过无线链路上传至控制器,但受到上行通信时延 τ_c^{up} 的影响,控制器实际获得的是时延后的状态 $\hat{X}_c(k)$. 在已接收到的状态基础上,控制器根据

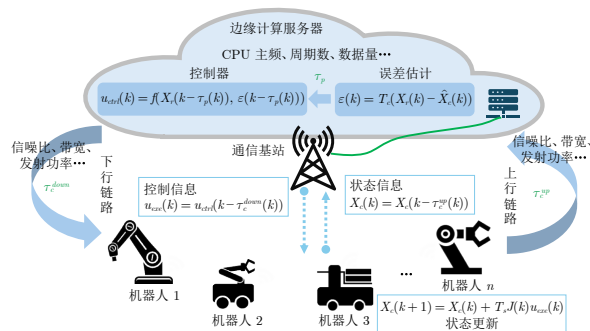


图 3 集群机器人网络化控制

Fig. 3 Networked control of clustered robots

任务期望状态 $X_r(k)$ 计算误差 $\varepsilon(k)$, 其中 T_c 为误差变化矩阵, 用于描述期望状态与反馈状态之间的误差映射关系, 并生成控制输入 $u(k)$. 当控制器的计算过程在边缘节点或云端执行时, 会产生计算时延 τ_p , 而控制指令在下行链路传输时同样受到时延 τ_c^{down} 的影响, 机器人最终执行的控制指令是 $u_{exe}(k)$. 机器人在控制指令作用下进行状态更新, 其中 $J(k)$ 为第 k 时刻的机器人雅可比矩阵, 用于将控制输入映射为机器人状态变化. 通信链路的上行与下行时延以及边缘/云端的计算处理时延共同参与控制闭环.

在集群协同场景中, 通信与计算带来的非理想因素会在群体中呈现放大效应. 例如, 上行时延会使控制器基于不同步的群体信息作出决策, 从而降低队形保持精度; 当多个机器人同时计算卸载任务时, 计算节点的负载上升增加了计算时延 τ_p , 影响控制更新节奏. 若多类时延波动叠加, 闭环系统表现出全局时变特性, 使集群机器人出现不一致运动甚至协作失稳等事故.

为保证多机器人协同控制的实时性与一致性, 控制系统需集成 5G 和时间敏感网络以提供严格的时间同步和确定性传输能力^[22], 从而在通信层面为高频控制任务提供稳定时延保障. 控制算法需结合鲁棒控制、自适应控制与预测补偿等策略, 能够在时延波动时动态调整控制律, 以增强系统鲁棒性. 计算密集型的控制任务可卸载至边缘或云端执行, 从而提升决策速度. 控制系统与通信-计算链路通过“感知-决策-执行”的反馈机制深度耦合, 共同支撑集群机器人在动态工业环境中的稳定运行与高效协作.

1.1.3 计算系统

集群机器人在工业现场需处理来自不同特性的传感器数据: 1) 高频低数据量传感器, 如 IMU (0.2 ~ 1 kHz)、编码器、力矩传感器, 其采样频率高但单次数据量小; 2) 低频高数据量传感器, 如相机 (30 ~ 60 Hz)、多线激光雷达 (10 ~ 20 Hz), 其采样频率较低但单帧数据量大. 这些多模态感知数据需在极短时间内完成特征提取、滤波、配准与融合等高复杂度计算. 为支持如此异构且时变的计算负载, 计算

系统通常采用云-边-端的多层架构, 其中云计算以集中式资源池提供高吞吐与全局算力, 边缘计算以分布式方式贴近现场提供低时延响应, 并结合 CPU、GPU、FPGA 与 ASIC 等异构计算单元^[23], 以满足不同任务对算力的差异化需求.

在端侧计算层, 机器人本体多采用低功耗嵌入式处理器、SoC 或 ASIC, 用于执行实时性最强的控制算法、传感器预处理与本地快速响应任务. 端侧计算具备最低时延, 但受限于算力难以完成大规模视觉处理等任务. 边缘计算层部署在无线接入点或工业网关附近, 常采用 CPU、GPU 或 FPGA, 实现更高的并行计算能力与更低的往返时延. 该层适用于局部 SLAM、多传感器融合以及局部路径规划等对时延敏感但计算量中等的任务, 并可通过近源部署缓解网络拥塞, 提升系统对动态工况与突发负载的适应性. 云端计算层具有最强的算力资源, 包括大规模 GPU 和 CPU 资源, 可承担全局地图构建、模型训练、大规模数据分析与复杂优化等计算密集型任务. 然而, 由于跨越核心网与骨干网的长距离传输, 云端处理会带来更高时延, 因此通常不直接参与毫秒级控制环节, 而更适用于周期性优化与全局决策.

上述云-边-端层级形成了典型的异构计算体系 (如表 1 所示), 各层级在硬件架构、算力规模、能耗成本及时延特性上具有显著差异. 系统根据硬件特性将计算负载动态分解并分配至最匹配的计算单元, 如将图像处理或卷积类运算卸载至 GPU, 将逻辑运算分配至 CPU, 将高效低功耗逻辑映射至 FPGA 或 ASIC^[24]. 同时, 通过 oneAPI 等开放标准以及 CUDA 等厂商框架构建统一编程接口, 可实现不同层级异构资源的灵活调度与协同管理, 从而提升工业现场对多源异构数据流的整体处理效率.

1.2 通信与控制协同优化

传统网络化控制系统设计中, 控制与通信系统常被割裂对待: 控制理论多假设通信环境理想, 这种分离导致实际工业场景中, 信道干扰、传输时延等通信问题会引发控制偏差甚至系统故障, 迫使在实际控制中工程师以“最坏情况”设定通信参数, 造成实际情况网络化控制系统中的通信资源被浪

表 1 云-边-端计算层级与异构硬件特性对比

Table 1 Comparison of cloud-edge-end computing layers and heterogeneous hardware characteristics

层级 (硬件)	典型算力水平	时延特性	功耗与成本	适用任务类型
端侧 (ASIC/SoC)	低 ~ 中 (实时处理优化)	确定性时延	功耗最低, 成本低	本地控制、数据预处理、动作响应
边缘 (CPU/GPU/FPGA)	中 ~ 高 (并行推理)	毫秒级低时延 (小于 10 ms)	中等功耗, 中等成本	SLAM、多传感器融合、局部规划
云端 (集群 GPU/CPU)	最高 (大规模并行)	跨网高时延 (大于 30 ms)	功耗最高, 成本高	全局规划、模型训练、工艺分析

费^[25]. 此外, 在实际的工业应用中, Bluetooth、Wireless HART 等工业无线技术虽能缓解布线难题, 但其信道竞争与干扰问题仍威胁控制稳定性^[26]. 5G 技术的高带宽与低时延特性虽为工业控制提供了新机遇, 但通信与控制仍独立设计, 潜在干扰与资源分配僵化问题可能会抵消其优势. 因此, 文献 [27] 提出的通信-控制协同设计成为突破传统瓶颈的关键路径, 通过协同设计可以在保持控制性能的同时, 以最小的通信消耗或较少的通信需求来实现更好的控制效果. 现有研究主要围绕三类核心问题展开: 1) 控制驱动的通信优化: 根据控制任务动态需求, 设计自适应通信资源分配策略; 2) 通信约束下的控制优化: 在已有的通信条件下, 优化控制器的参数或设计控制策略, 以提升控制系统的鲁棒性; 3) 通信与控制协同优化: 通过同时优化通信和控制参数, 寻求在系统总体性能上的最佳折中.

1.2.1 通信-控制动态耦合机制

在通信-控制系统中, 周期、时延、丢包率等参数相互耦合, 直接影响系统状态、稳定性、实时性及鲁棒性^[28]. 表 2 总结了此类耦合关系及其对系统性能的交叉影响. 通信时延制约着控制系统响应速度, 同时, 较大的通信时延会在控制回路中引入显著的相位滞后, 从而恶化系统的稳定性. 高频采样 T_s 可以带来更及时的反馈, 提升响应速度, 但过高的采样频率会加剧信道拥塞, 从而增加通信时延和丢包^[29-30]. 例如在高精度操作中 (如装配), 控制准确性通常依赖于及时的采样和反馈, 过长的通信时延使得控制系统基于过时信息作出决策, 从而影响整体控制精度; 而丢包率的高低则直接关联控制成本, 传输失败会引发重传等补偿开销, 带宽的扩展虽然能降低丢包率, 但会增加通信成本.

系统增益反映了控制系统对输入变化的放大效应和对外部扰动的抑制能力. 在集群机器人作业中,

系统增益较高意味着机器人间的协作更加高效, 有助于应对动态环境中的不确定性. 然而, 较低的带宽和信道噪声可能导致信息传递不完全, 影响系统增益. 对于移动被控对象, 移动速度通过多普勒效应影响通信质量, 进而影响控制系统的稳定性和准确性. 例如, 快速穿越信号薄弱区可能缩短通信中断时间, 但也可能导致控制精度下降和系统增益降低.

1.2.2 基于控制需求的通信优化

在控制需求驱动的通信系统优化问题上, 把控制成本作为优化目标, 并根据控制对时延、丢包率与数据速率的要求来约束通信参数. 控制成本一般用二次控制成本表示, 通常反映控制过程中过快或不平滑响应带来的能耗或系统不稳定的影响. 对于第 m 个被控对象在第 n 个采样时间的二次控制成本 $J_{m, N}$, 可以由控制输入的大小 $\mathbf{u}_{m, n}$ 和被控系统状态 $\xi_{m, N}$ 与其期望设定值的偏差之和组成:

$$J_{m, N} = \mathbb{E} \left[\xi_{m, N}^T \mathbf{W} \xi_{m, N} + \sum_{n=0}^{N-1} \xi_{m, n}^T \mathbf{W} \xi_{m, n} + \mathbf{u}_{m, n}^T \mathbf{U} \mathbf{u}_{m, n} \right] \quad (1)$$

其中, $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{U}$ 分别是状态权值和控制输入权值; $\xi_{m, N}^T \mathbf{W} \xi_{m, N}$ 代表系统达到目标状态的精度需求, 偏差越大, 代价越高; $\sum_{n=0}^{N-1} \xi_{m, n}^T \mathbf{W} \xi_{m, n}$ 反映了整个控制过程中的误差积累对性能的影响; $\mathbf{u}_{m, n}^T \mathbf{U} \mathbf{u}_{m, n}$ 是对控制输入的代价进行惩罚, 控制输入越大, 代价越高.

文献 [31] 采用二次控制成本 J_{sum} 作为目标函数, 将第 m 个被控对象在第 n 个带宽 $B_{m, n}$ 、通信时延 $T_{m, n}$ 和丢包概率 $\varepsilon_{m, n}$ 要求作为约束条件, 控制过程优化问题表示为:

表 2 通信-控制耦合参数及其对系统性能的影响

Table 2 Communication-control coupling parameters and their impacts on system performance

耦合参数	对通信的影响	对控制系统的影响	文献
信道质量	影响误码率, 吞吐下降	反馈噪声增加, 影响准确性与稳定性	[25, 28]
移动速度	信道时变性增强, 质量波动	增大控制误差, 影响稳定性和可用控制增益	[25, 32]
采样周期	高频采样增加通信负载, 易引发拥塞	高频采样易引发不稳定	[33-35]
控制增益	高增益对链路可靠性要求更高	高增益更易受时延/丢包影响, 降低稳定性	[36-37]
通信时延	增加传输等待时间, 降低链路有效性	降低响应速度与准确性, 增大不稳定概率	[38-39]
时延抖动	链路不确定性上升	引起控制抖动, 降低控制鲁棒性与稳定性	[40-41]
丢包率	可靠性下降, 数据难以稳定到达	准确性下降, 连续丢包可能导致系统失稳	[42]
通信带宽	限制数据速率, 影响可靠性	限制采样频率与控制刷新率, 影响响应速度与精度	[43]
信息新鲜度	反映链路更新是否及时	AoI 高导致状态反馈过时, 影响响应速度	[44-45]

$$\begin{aligned} \min_{\varepsilon_{m,n}, B_{m,n}, T_{m,n}} J_{\text{sum}} &= \sum_{m=1}^M J_{m,N} \\ \text{s.t. } \alpha_{m,n} &\in \{0, 1\}, \varepsilon_m^e + \varepsilon_m^q \leq \varepsilon_{\text{th}} \\ T_{m,n} &\leq T_{\text{th}}, B_{m,n} \leq B_{\text{th}} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\alpha_{m,n}$ 表示是否应该丢弃数据包; ε_m^e 表示传输错误概率; ε_m^q 为队列时延违规概率; ε_{th} 为传输错误概率阈值; T_{th} 为时延阈值; B_{th} 为带宽阈值.

文献 [46] 以最小 LQG 成本的数学期望为优化目标, 以资源块 (resource block, RB) 数量为约束条件:

$$\{\Omega_{1,k}^*, \dots, \Omega_{m,k}^*\} = \underset{\{\Omega_{1,k}, \dots, \Omega_{m,k}\}}{\text{argmin}} J_k(\hat{\mathbf{X}}_k, \bar{\gamma}, \bar{\nu}) \quad (3)$$

其中, $\Omega_{m,k}^*$ 和 $\Omega_{m,k}$ 分别表示第 k 个控制周期子系统的最佳 RB 资源分配和 RB 资源分配; J_k 和 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 分别表示第 k 个控制周期内所有子系统二次控制成本和状态预测矩阵; $\bar{\gamma}$ 和 $\bar{\nu}$ 分别表示所有子系统的上/下行数据包传输率. 结果表明在 RB 资源分配过程中仅考虑二次控制成本会对噪声和丢包非常敏感, 采用最优的 LQG 控制器可以补偿噪声和丢包, 从而获得更好的控制性能.

除了控制成本作为优化目标函数以外, 还有将控制性能作为目标优化函数. 在一个倒立摆系统中, 联合设计基于在第 k 时间内表示控制系统稳定性能的表达式 $J_{\text{control}} = \sum_{k_0}^{k_f} k \varphi_k^2$ 来进行优化, 并在 $k_0 \sim k_f$ 时间范围内进行优化, 其中 φ_k 是倒立摆偏转的角度^[29]; 在设计控制律中考虑了通信系统的时延和丢包, 通过三种不同的 MAC 协议的应用, 并结合两种控制结构来稳定倒立摆, 展示了如何优化控制参数和通信协议来实现最佳控制性能. 文献 [47] 将控制性能中的最大位置误差作为优化目标, 通过增加或减少无线信道数量, 可以实现更低的位置误差, 从而提高 AGV 的控制性能.

1.2.3 基于通信约束的控制优化

另外一种协同优化问题是以通信效能 (如能耗、频谱效率) 为优化目标, 通过约束控制参数实现通信资源的高效利用, 确保满足控制性能的需求. 例如网络化系统以通信能耗最小化为目标函数, 约束条件为控制成本要求. 将通信能耗 E_{tot} 建立一个与采样时间 h 、网络协议参数 V 和网络参数 δ (网络拓扑、数据包长度和节点数) 相关的函数:

$$\begin{aligned} \min_{h, V} E_{\text{tot}}(h, V, \delta) \\ \text{s.t. } J(h, p(h, V, \delta), d(h, V, \delta)) &\leq J_{\text{req}} \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $J(h, p(h, V, \delta), d(h, V, \delta))$ 是控制成本, 与

数据包丢失概率 p 和网络时延 d 有关. 因此, 控制成本需要小于等于最大允许的控制成本 J_{req} . 最终, 系统能够通过求出最优采样时间 h^* 和最优网络协议参数 V^* , 从而获得最小的通信能耗^[30].

由于控制系统稳定性的调整会导致通信资源能耗变高, 文献 [48] 研究了在控制系统不稳定性概率的约束下最小化通信资源需求的带宽分配:

$$\min_{T_s \in \mathcal{A}_{T_s}, T \in \mathcal{A}_T, B \in \mathcal{A}_B} BKT_s \quad (5)$$

其中, 对这些参数进行优化: 总操作时间 $T \in \mathcal{A}_T$ 、采样周期 $T_s \in \mathcal{A}_{T_s}$ 、带宽 $B \in \mathcal{A}_B$ 以及 $K := \lceil T/T_s \rceil$.

文献 [49] 探讨了 M 个被控系统在 N 个采样时间下发送采样信号并接收控制信号的场景, 以系统频谱效率 η 为优化目标, 在约束中引入控制收敛速率、优化带宽和发射功率分配, 并在通信和控制的约束下控制收敛速率来实现最优. 通过提出一种迭代算法来寻找最优的通信资源分配. 基于此, 可以获得最佳的控制收敛率, 以优化整体系统达到最大的频谱效率. 优化问题如下:

$$\max_{N_{m,n}, p_{m,n}, \rho_{m,n}} \eta = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \eta_{m,n} \quad (6)$$

其中, 优化参数是第 m 个被控系统在时间 n 下分配的带宽数 $N_{m,n}$ 、发射功率 $p_{m,n}$ 、控制收敛率 $\rho_{m,n}$, $\rho_{m,n} < 1$ 确保了状态的渐进收敛. 此外, 在通信系统中除以能耗和频谱效率为优化目标外, 一些通信参数也可以作为目标函数, 例如最小化信噪比阈值^[50]. 控制系统的稳定性要求通信链路必须满足一定的最小可用速率, 由最大允许时延反推出链路须满足的最小信噪比阈值. 若控制稳定性要求通信时延不超过 $\Delta\tau_{\text{max}}$, 则链路 SINR γ 必须满足:

$$\gamma > \gamma_{\min} = 2^{\frac{S}{w\Delta\tau_{\max}}} - 1 \quad (7)$$

其中, S 为数据包大小; w 为分配的通信带宽. 数据包越大、带宽越小或控制时延上限越苛刻, 系统所需的最小 SINR 越高. 因此, 通过最小化 $\gamma_{\min}$ 可满足控制的稳定性要求.

1.2.4 通信-控制系统的协同设计

通信-控制协同设计旨在将控制回路性能与通信链路性能纳入同一优化框架中统一考虑. 现有研究通过建立联合模型, 对通信侧特性与控制侧特性进行耦合建模^[51-52]. 在此基础上, 形成了具有不同侧重点的多目标通信-控制协同优化方法体系. 首先, 加权组合的联合优化方法通过线性权重将控制目标 f_{ctrl} 与通信目标 f_{comm} 组合成单一优化函数, 实现两者之间的折中. 其数学形式为:

$$\min_{\mathbf{x}} J(\mathbf{x}) = w_{\text{ctrl}} f_{\text{ctrl}}(\mathbf{x}) + w_{\text{comm}} f_{\text{comm}}(\mathbf{x}) \quad (8)$$

其中, 权重 $w_{\text{ctrl}}, w_{\text{comm}}$ 调节通信-控制之间的优先级关系; $\mathbf{x}$ 是决策变量向量. 文献 [53] 用此框架构建长期性能函数, 用以描述控制收敛速率与通信代价之间的线性耦合.

其次, 由于加权法对权重选取的敏感性, Pareto 最优的多目标优化方法直接对控制性能与通信性能构建多目标优化问题:

$$\min_{\mathbf{x}} (f_{\text{ctrl}}(\mathbf{x}), f_{\text{comm}}(\mathbf{x})) \quad (9)$$

Pareto 前沿可以描述不同目标之间不可同时提升的最优折中解. 该方法能够揭示性能冲突, 如“降低时延与降低能耗”、“提高控制精度与限制通信带宽”, 适用于多机器人密集接入等资源竞争明显的场景. 例如文献 [54] 从时延、可靠性、传输速率的耦合关系出发, 基于系统动力学选择合适的编码长度, 以适应不同的时延-可靠性曲线, 从而在保证估计性能的同时降低通信代价. 从理论角度, 文献 [55] 给出了不同控制目标下通信通道所需的最小容量条件, 明确通信速率对闭环可实现性的限制.

最后, 由于通信与控制通常运行在不同的时间尺度, 基于双层优化的协同设计方法将联合优化拆分为两层: 一层负责通信决策 (功率、带宽、调度策略等), 另一层负责控制器参数或控制律优化, 更加贴合工业系统的结构化特征. 其典型模型为:

$$\mathbf{x}_{\text{comm}}^* = \arg \min_{\mathbf{x}_{\text{comm}}} f_{\text{comm}}(\mathbf{x}_{\text{ctrl}}, \mathbf{x}_{\text{comm}}) \quad (10)$$

$$\min_{\mathbf{x}_{\text{ctrl}}} f_{\text{ctrl}}(\mathbf{x}_{\text{ctrl}}, \mathbf{x}_{\text{comm}}^*) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{x}_{\text{comm}}^*$ 为最优的通信参数; $\mathbf{x}_{\text{comm}}$ 和 $\mathbf{x}_{\text{ctrl}}$ 分别为通信参数和控制器参数. 该方法适用于云控 AGV、边缘协同机械臂、多机器人异构系统等具有多任务优先级和不同实时性需求的复杂场景. 例如, 文献 [25] 以云控 AGV 为例展示了控制器参数设计对通信编码速率与系统稳定性的深度影响, 表明优化控制律可以降低通信链路所需的最低编码速率阈值并减少资源消耗. 考虑到工业场景中普遍采用短数据包, 文献 [56] 进一步基于有限块长通信理论, 通过层次分解解耦了编码率、控制参数调整与系统稳定性, 为短包无线控制系统设计提供了重要参考.

在上述基于通信与控制性能的多目标优化方法之外, Kaul 等 [57] 于 2012 年首次引入信息新鲜度 (age of information, AoI) 来评估系统的及时性. 与传统直接优化通信目标或控制目标不同, AoI 从时间维度衡量系统状态信息的时效性, 反映通信链路行为与控制时序需求, 是连接通信侧与控制侧的重要桥梁指标. 利用 AoI 的优势在于它能够以单一指标综合刻画通信-控制耦合关系. 在通信侧捕获时

延、丢包、调度、采样频率变化带来的更新不及时, 在控制侧刻画反馈是否“过时”, 进而影响稳定性、精度与响应速度. 优化 AoI 实际上等价于在一个统一的指标下同步优化通信-控制的整体闭环行为. Wang 等 [44] 研究了平均 AoI $\bar{\Delta}$ 对控制性能的影响, 得到了通信能耗和控制成本相结合的联合成本.

$$\bar{\Delta} = \lim_{i \rightarrow \infty} \frac{1}{t_i^D} \int_0^{t_i^D} \Delta(t) dt \quad (12)$$

其中, $\Delta(t)$ 为 AoI; t_i^D 为数据包 i 成功接收的时间.

此外, Chen 等 [45] 基于 AoI 提出了灵活传输的环路信息新鲜度 (age of loop information with flexible transmission, AoLI-FT), 通过设计 UL 和 DL 的传输块长度 $\hat{n}$ 和 $\check{n}$, 并在控制收敛率 ρ 、UL 和 DL 的传输功率 $\hat{w}_k$ 和 $\check{w}_k$ 约束下, 使得 AoLI-FT 最小化:

$$\min_{\rho, \hat{n}, \check{n}, \hat{w}_k, \check{w}_k} \bar{\Delta} \quad (13)$$

数值结果表明, 与传统的 AoI 相比, AoLI-FT 驱动的通信-控制联合优化在多用户场景下显著降低了平均时延与控制代价, 并提升了系统可靠性. 在保证收敛率约束的同时, 使控制代价降低超过 20%, 并避免了因通信瓶颈导致的闭环不稳定.

1.3 通信与计算协同优化

集群机器人作业系统中部署大量异构机器人以实现柔性化生产, 面临大量异构数据传输和计算需求. 然而, 该场景面临两大方面的重要挑战: 一方面, 海量异构数据需经有限带宽的无线网络传输至服务器; 另一方面, 计算密集型任务对服务器处理能力提出严苛要求. 这种通信与计算资源的双重约束, 导致系统效率受限且难以满足任务间的差异化 QoS 需求 [58-59]. 针对上述挑战, 计算任务卸载技术为平衡时延与能耗提供了可行路径. 通过将任务动态分配至云/边缘服务器处理, 可显著缩短任务执行时间 [60]. 但该技术存在着瓶颈: 其一, 密集数据传输易引发网络拥塞, 造成传输时延波动与连接可靠性下降; 其二, 终端与服务器之间的持续高负载通信将导致能耗激增, 制约系统可持续性. 因此, 许多学者提出通信-计算联合优化框架, 以提高任务卸载效率和资源分配效果, 从而实现低时延的数据传输, 满足高可靠低时延通信需求, 并降低能耗 [61-63].

目前, 研究主要集中在任务卸载设计与低时延控制等方面, 展开通信与计算的联合设计, 优化系统的整体性能 [64-65]. 从优化目标与系统耦合关系来看, 通信-计算协同优化可分为: 1) 以最小化通信与计算能耗为目标, 通过功率控制、CPU 频率与卸载

比例的联合设计实现能效提升; 2) 以端到端时延最小化为目标, 通过资源调度与边缘计算负载实现时延敏感任务的快速完成; 3) 以 AoI 为核心指标, 通过优化卸载策略与计算资源分配提高状态更新的及时性, 寻找系统整体性能的最佳折中。

1.3.1 通信-计算动态耦合机制

在通信与计算联合设计中, 端到端性能指标(如时延、能耗与 AoI) 由无线接入和计算任务调度等多个环节共同决定。以第 m 个终端任务为例, 其端到端时延可表示为:

$$T_m^{\text{e2e}} = T_m^{\text{tx}} + T_m^{\text{queue}} + T_m^{\text{comp}} \quad (14)$$

其中, 传输时延 T_m^{tx} 由数据量、调度方式与无线速率决定; 排队时延 T_m^{queue} 受任务到达过程和服务器负载的影响, 并会随着传输拥塞产生级联放大; 计算时延 T_m^{comp} 则取决于分配的 CPU 频率与任务计算复杂度。过高的传输时延会推迟任务进入计算队列, 进一步引发排队积压, 使系统形成典型的“传输-排队-计算”负反馈环。

从能耗角度看, 任务总能耗 E_m^{tot} 可分为通信能耗与计算能耗:

$$E_m^{\text{tot}} = E_m^{\text{tx}} + E_m^{\text{loc}} + E_m^{\text{edge}} \quad (15)$$

其中, 通信能耗 E_m^{tx} 随发射功率与传输时长增加而上升; 本地能耗 E_m^{loc} 随 CPU 频率呈超线性增长; 边缘侧计算能耗 E_m^{edge} 反映服务器的负载。提高发射功率或提升 CPU 频率确实能够降低时延, 但会增加通信或计算能耗, 存在能耗-时延耦合的权衡关系。

例如, 在高负载场景中集群机器人需要通过“云-边-端”之间的任务动态划分来平衡通信与计算压力: 将计算密集型任务卸载至边缘服务器以缩短本地计算时间, 避免集中排队, 减轻链路拥塞并提升整体 QoS^[66-67]。这一协同机制使系统在时延-能耗-成本三维空间中实现更优平衡。

在时效性方面, AoI 同样是反映任务连续性的重要指标。峰值 AoI 与端到端时延 T_m^{e2e} 直接相关, 而其平均值又受任务更新频率、无线带宽、队列积压以及计算负载共同影响。过高的更新频率会加剧链路拥塞并增大排队时延, 从而使 AoI 恶化; 更新频率过低则导致系统长时间依赖过时信息。

由此可见, AoI、时延与能耗在通信-计算系统中形成相互制约关系: 降低时延往往提高能耗, 减少能耗可能增加 AoI, 而提升更新频率又会带来链路拥塞与计算排队的反向作用。这一耦合机制为后续联合优化提供了统一的理论基础。

1.3.2 基于能效的通信-计算优化

在计算任务卸载设计上, 能耗最小化是任务卸载方案设计的主要指标。在集群机器人系统中, 能耗来源涉及数据从终端传输到服务器的通信能耗以及将计算任务卸载到云边服务器上的计算能耗。例如, 文献 [68] 考虑了移动边缘计算 (MEC) 服务器辅助无人机多智能体作业, 并确保系统满足 URLLC 的质量要求, 为此, 在 URLLC 的 QoS 约束下, 联合优化了通信系统的资源分配、第 k 个 UAV 与第 m 个用户设备 (user equipment, UE) 的计算卸载策略和缓存策略, 以最小化 UE 的总能耗:

$$\min_{\mathbf{x}, \pi, \mathbf{p}, \mathbf{f}} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K E_{mk}^{\text{ue}}(x_{mk}, \pi_{mk}, f_{mk}^{\text{ue}}, \mathbf{p}) \quad (16)$$

其中, E_{mk}^{ue} 为第 m 个 UE 的总能量; $\mathbf{x}$ 和 x_{mk} 分别为在本地处理的计算任务的集合以及第 k 个 UAV 与第 m 个 UE 的计算任务; π_{mk} 为第 m 个 UE 与第 k 个 UAV 之间的计算任务缓存策略; f_{mk}^{ue} 为第 (m, k) 个 UE 的卸载任务的计算速率; $\mathbf{p}$ 为 UE 的发射功率; $\mathbf{f}$ 为 UE 的 CPU 频率。

文献 [69] 在能耗和时延的约束下进行通信-计算联合设计:

$$\min_{p_a, \mathbf{p}_u, \alpha_t, \mathbf{t}} p_a t_0 \quad (17)$$

在优化函数中, 通过联合优化接入点的发送功率 p_a 、终端设备的发射功率 $\mathbf{p}_u$ 、终端任务卸载系数 α_t 以及在不同传输阶段的传输时间 $\mathbf{t}$, 来最小化接入点的传输能耗。约束条件包括: 每个传输阶段的传输时间限制、发射功率限制、计算任务位数不超过可卸载的最大值、终端设备在最大容忍时延内执行计算任务的限制以及终端设备的计算能耗限制。

Zhu 等^[70] 通过休眠调度和联合计算通信资源分配来最小化系统能耗, 将一些空闲设备安排在睡眠模式下工作, 在满足系统计算要求的同时节省能源。Zhao 等^[71] 提出一种基于概率图的语义信息压缩方法, 用于基站与终端之间共享共同背景知识, 基站根据共享概率图省略某些关系信息以减小数据量。终端收到压缩的语义数据后, 用户可以使用共享概率图和预定义规则自动恢复缺失的信息。结果表明尽管会有额外的计算资源消耗, 但通信资源消耗减少了, 最终实现网络的总通信和计算能耗最小化。

1.3.3 基于时延的通信-计算优化

在低时延设计中, 通信系统引起的传输时延与计算系统产生的计算时延的总和最小化, 构成了通信与计算联合设计的核心目标。文献 [72] 提出一种

数字孪生辅助下的工业自动化的移动边缘计算架构, 共有 M 个用户设备 (UE), 其索引集合记为 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$, 旨在通过优化终端设备 α 与移动边缘计算服务器 β 之间的边缘选择、卸载策略 π 、传输功率 p 以及 CPU 频率 f , 来最小化数字孪生系统任意第 m 个 UE 的最大总时延 T_m^{tot} , 其优化目标为:

$$\min_{\alpha, \beta, \pi, p, f} \max_{\forall m \in \mathcal{M}} T_m^{tot} \quad (18)$$

文献 [73] 提出一种成本指标 η 作为优化问题的目标函数, 该指标可以反映出终端到边缘服务器中产生总时延和服务器的最小部署数量. 为此, 作者在两个离散的时间帧 (服务布局优化对应的长期帧 ℓ , 以及用于任务卸载与资源分配优化的短期时隙 t) 中运行的系统中考虑了服务部署策略、任务卸载比例、时延要求下的带宽分配、终端能耗及边缘服务器计算资源的约束条件. 其优化目标函数定义为:

$$\min_{\alpha, \beta, s, b} \sum_{k=1}^K \eta_k(s[\ell], \alpha[t_\ell], \beta[t_\ell], b[t_\ell]), \quad \forall t_\ell \quad (19)$$

其中, 成本指标 η 设计成服务器部署数量 ($n \in \mathcal{N}$) 和总时延的加权线性组合, 在服务数量权重 w_k^ω 和总时延权重 w_k^t 下, 该指标考虑了服务部署策略 $s[\ell]$ 、本地计算任务比例 $\alpha[t_\ell]$ 、边缘计算任务比例 $\beta[t_\ell]$ 和基站分配给终端 ($m \in \mathcal{M}$) 的带宽比例 $b[t_\ell]$, 其中 $s_{kn} \in \{0, 1\}$ 表示长期帧 ℓ 内是否在服务器 n 上部署服务 k :

$$\eta_k(s[\ell], \alpha[t_\ell], \beta[t_\ell], b[t_\ell]) = w_k^\omega \sum_{n \in \mathcal{N}} s_{kn}[\ell] + w_k^t \sum_{m \in \mathcal{M}} T_m^{e2e}(s[\ell], \alpha[t_\ell], \beta[t_\ell], b[t_\ell]), \quad \forall k \quad (20)$$

由于通信和计算系统都追求最小能耗和时延, 所以可以将对时延和能耗的加权和作为优化目标进行优化. 文献 [74] 将 NOMA-MEC 系统中联合计算卸载和资源分配问题的优化目标设计为具有时变无线衰落信道的动态环境中最大限度地减少计算开销, 计算开销 Z_m^r 被设计成计算时延和能耗的加权和:

$$Z_m^r = \alpha_m^t T_m^r + \alpha_m^e E_m^r \quad (21)$$

其中, 边缘计算的总时间 T_m^r 包括传输时间 T_m^{tr} 和计算时间 T_m^{exe} ; 边缘计算的总能耗 E_m^r 等于任务卸载过程中的能耗, 即传输能耗 $p_m T_m^{tr}$, p_m 是第 m 个 UE 的发射功率; α_m^t 和 α_m^e 是加权系数, 被定义为 $\alpha_m^t + \alpha_m^e = 1$.

通信-计算联合优化的本质在于从全局最优而

非局部最优的角度出发, 对系统的资源进行统一决策. 其优化过程并非孤立地追求单一目标 (如能耗最低或时延最短), 而是将通信开销与计算负载视为一个紧密耦合的联合体. 在满足应用 QoS 的前提下, 实现能耗、时延、频谱效率等多个关键性能指标的综合效益最大化^[75].

1.3.4 基于 AoI 的通信-计算优化

AoI 经常被用作两个子系统之间的桥梁, 它表征了源与目标之间的时间差. 集群机器人作业系统中机器人终端将卸载的计算数据传输到服务器时存在时间差, 因此可利用 AoI 刻画两个子系统的关联, 描述任务卸载和计算及时性^[76]. 文献 [77] 应用多个空中智能反射面 (aerial intelligent reflective surface, AIRS) 来帮助设备在卸载环境较差的 MEC 网络中及时可靠地将计算任务卸载到边缘服务器, 通过提高信息的新鲜度并降低系统的能耗, 通信和计算资源的分配都得到了共同优化, 并定义了 T 时隙上 M 个反射面与 K 个终端设备之间的 AoI $\Delta_{k,m}[t]$ 之和的平均值 $AO = \frac{1}{KT} \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \Delta_{k,m}[t]$, 其中 K_m 为接入 AIRS 的终端数量, 利用加权线性和将平均 AoI 和总能耗 E_{total} 合并为一个效用函数:

$$\min_{\{\theta, x, p, f\}} w_1 AO + w_2 E_{total} \quad (22)$$

其中, w_1 和 w_2 是分配给 AO 和 E_{total} 的常量权重, 可以根据系统对及时性和能效的偏好进行调整; θ 、 x 、 p 、 f 分别是 AIRS 的相移、卸载策略、卸载时发射功率和计算资源.

文献 [78] 研究了具有移动边缘计算的状态更新系统, 并将其目标定为最小化长期平均年龄. 作者通过优化源节点的数据包发送策略, 比较了三种不同的卸载调度策略对 AoI 性能的影响: 最优长等待策略、峰值年龄阈值策略以及基于阻止数据包进入缓冲区的峰值年龄阈值策略.

除了上述典型的设计方法外, 还有一些工作关注能耗效率最大化^[79-80]、平均任务排队时延最小化^[81]、通过智能反射面或者短数据传输辅助边缘计算提高性能^[82-83].

在通信与计算联合设计的优化问题中, 常遇到混合整数非凸优化问题 (mixed-integer nonlinear programming, MINLP). 为解决此类问题, 通常把问题分解来降低其复杂度, 即将原始问题分解为若干个子问题, 以减少优化变量之间的耦合. 针对每个子问题, 再采用新的近似凸函数对非凸部分进行凸化. 最终, 通过交替优化算法来求解^[84]. 这些优化算法的本质是牺牲解的质量换取计算效率. 更严峻的是, 在动态网络环境中, 信道状态信息的时变性

会迫使这些算法频繁重启, 导致“优化开销-性能增益”比失衡, 这样的过程往往需要较长的计算时间. 为此, 深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 为降低计算复杂性提供了一种有效的替代方案. 通过训练 DRL 模型, 系统能够在环境变化时通过快速模型推理实时作出决策^[85-86].

1.4 控制与计算协同设计

集群机器人控制架构的演变呈现出显著的“控制-计算解耦”特征. 在传统集中式架构下, 运动控制、感知处理与决策规划通常集成于机器人本体, 形成单一处理单元上的紧耦合控制-计算链路. 当场景复杂度较高时, 视觉感知、路径规划与优化控制等算法可能引入数百毫秒的计算时延^[87], 严重侵蚀控制裕度并增加系统不稳定风险. 因此, 随着控制功能的扩展与算法复杂度的提升, 单纯依赖本体算力已难以满足集群机器人对实时性与可靠性的双重要求, 有必要对控制与计算进行协同设计.

得益于计算技术的发展, 集群机器人系统逐步演进为“云-边-端”三级架构: 传感器数据经边缘节点预处理后, 关键控制指令在边缘层实时生成, 复杂场景理解与模型训练则依托云计算完成. 在这一演进过程中, 控制-计算之间的联系已由早期单一的“时延约束”转变为计算频率、模型复杂度、任务卸载与能量消耗等多维度的动态交互, 对控制系统建模与优化提出了新的挑战.

1.4.1 控制-计算动态耦合机理

在集群机器人系统中, 控制系统的稳定性与响应速度直接受到时延的影响. 对于第 m 个机器人, 其单周期控制闭环可表示为通信时延与计算时延之和:

$$T_m^{\text{ctrl}} = T_m^{\text{comm}} + T_m^{\text{comp}} \quad (23)$$

其中, T_m^{comm} 表示控制命令与状态反馈在终端与计算单元之间的往返传输时延; T_m^{comp} 则表示控制计算或模型推理的计算时延. 计算时延 T_m^{comp} 是影响控制实时性的核心参数, 可进一步形式化为:

$$T_m^{\text{comp}} = \frac{C_m}{f_m^{\text{cpu}}} \quad (24)$$

其中, C_m 为控制任务所需的 CPU 周期数; f_m^{cpu} 为实际分配的计算频率. 当计算资源不足 (如 CPU 占用过高) 时, T_m^{comp} 将显著上升, 从而导致控制周期 T_m^{ctrl} 增大, 使系统响应速度下降.

多数离散控制器对最大允许控制周期 $T_{\max}$ 存在稳定性约束. 当 $T_m^{\text{ctrl}} > T_{\max}$ 时, 控制系统会从稳定区进入不稳定区, 影响闭环稳定域和鲁棒性. 因

此, 计算时延与计算频率不仅是“性能指标”, 更是直接参与决定闭环稳定性的内部变量. 计算过程并非独立于控制目标之外的外部子系统, 而是直接嵌入控制回路的执行链路. 计算时延、计算频率以及算法计算复杂度通过影响控制律更新周期而内生地决定控制性能, 计算侧变量不再构成与控制目标相互对立的“第二目标体系”, 而是以内部变量的形式参与闭环动态. 基于上述结构特性, 现有控制-计算协同研究更多地由计算架构形态、模型部署方式与系统执行路径所驱动: 1) 计算约束的控制器设计, 通过在控制律中显式刻画计算约束, 在有限算力下提升闭环性能; 2) 控制任务驱动的计算资源调度与卸载, 围绕控制任务需求, 优化任务在云-边-端间的部署与迁移; 3) 基于系统能效的控制-计算联合设计, 将能耗作为优化目标, 在控制性能与计算资源开销之间优化; 4) 算力增强下的智能化控制系统重构, 在具身智能与大模型提供的高算力支撑下, 通过“计算反哺控制”实现控制能力的跃迁.

1.4.2 计算约束的控制器设计

计算约束的控制器设计旨在使控制律能够在有限算力、严格时延预算与非理想通信条件下保持稳定性与收敛性能. 首先, 控制律求解时间不得超过控制周期; 其次, 控制输入必须在严格的时序约束内产生, 否则会造成决策失效或时延累积; 最后, 在资源受限条件下, 最优控制问题需转化为计算性受限的约束优化问题, 使计算资源与控制性能协同分配.

在快速频率控制等强实时场景中, 控制决策必须在毫秒级内完成. 为解决该问题, 学者提出时延感知模型预测控制, 将时延建模为扩展输入状态, 从而避免求解高维时延差分方程所带来的计算爆炸问题. 其离散化的时延补偿模型可简化表示为:

$$x(k+1) = Ax(k) + B_0u(k) + B_1u(k-1) \quad (25)$$

其中, $x(k)$ 表示系统在 k 时刻的状态向量; $u(k)$ 表示在 k 时刻计算并发送的控制输入; A 、 B_0 、 B_1 分别表示系统状态矩阵、当前输入矩阵以及时延输入矩阵. 历史输入 $u(k-1)$ 反映时延导致的输入生效滞后, 通过线性化与状态扩展避免了对大规模预测维度的重复优化, 使控制器在严格的计算时限内仍能保持稳定性能^[88].

在复杂机器人系统中, 有限算力无法实时求解完整的非线性动力学, 因此需要在建模阶段降低计算复杂度. 例如, 两足轮腿机器人的全状态动力学模型通过多变量极限处理与一阶 Taylor 展开, 将原本高度耦合的非线性结构降维至可实时求解的线性形式:

$$\dot{\varepsilon} = A\varepsilon + Bu \quad (26)$$

其中, ε 为状态误差向量; B 为时变输入矩阵. 结合轻量级的自适应 LQR 实现在有限计算资源下维持系统的动态响应能力^[89].

近年来, 强化学习控制器也开始显式考虑算力和能量约束. 在 PI-DDPG 中, 能耗与物理代价被纳入奖励函数, 使策略在训练时主动规避高能耗、高计算负担的控制动作, 其形式为:

$$R_{PI} = R_{task} - \lambda E_{penalty} \quad (27)$$

其中, R_{PI} 表示物理信息最终奖励; R_{task} 表示基于控制目标设计的奖励; $E_{penalty}$ 为能耗惩罚项, 可视作执行关节功率; λ 为惩罚权重系数. 通过引入该项, 策略在学习过程中会倾向选择计算更简单、执行能耗更低的控制序列^[90].

1.4.3 控制任务驱动的计算资源调度与卸载

以控制任务的时延、可靠性和任务结构约束为主导, 通过在云-边-端之间优化任务划分、服务迁移来实现算力的时空协同编排. 控制任务的实时性与可靠性需求, 使得算力调度优化问题普遍呈现“强耦合、非凸、跨时域”的特点. 通过任务图建模、数字孪生预测、强化学习策略优化等理论工具, 使云-边-端协同在控制导向场景下具备可解性与可扩展性, 建构了计算资源调度与卸载框架.

控制类任务通常具有严格的计算时延要求, 文献 [91] 将卸载决策 b_{kn} 与发射功率 P_{kn} 统一建模为最小化总计算时延 τ_{kn} 问题:

$$\tau_{kn}(b_{kn}, P_{kn}) = (1 - b_{kn}) \frac{Z_{kn}}{f_{kn}} + b_{kn} \left(\frac{S_{kn}}{R_{kn}} + \frac{Z_{kn}}{f_m} \right) \quad (28)$$

其中, Z_{kn} 、 f_{kn} 、 S_{kn} 、 R_{kn} 和 f_m 分别表示终端设备完成任务所需的 CPU 周期数、终端设备的计算能力、任务的输入数据、数据到达率和边缘服务器的计算能力. 同时需满足系统的上行速率 $R_n \geq R_n^{\min}$. 通过分块坐标下降将其分解为 0-1 背包 (卸载决策) 与凸优化 (功率控制), 从而实现低复杂度近似最优解, 确保对主网络的干扰不影响其控制任务稳定性.

在高度移动性场景中, 服务迁移显著影响车辆的控制性能. 文献 [92] 将通信、迁移和机动性联合建模, 总时延 $\tau_v(t)$ 表示为无线传输时延 $\tau_v^{\text{comm}}(t)$ 、回传时延 $\tau_v^{\text{back}}(t)$ 和计算时延 $\tau_v^{\text{comp}}(t)$ 之和:

$$\tau_v(t) = \tau_v^{\text{comm}}(t) + \tau_v^{\text{back}}(t) + \tau_v^{\text{comp}}(t) \quad (29)$$

文献 [92] 使用多智能体深度强化学习实现策略逼近, 达到计算与路由规划的综合效用最大化,

满足车辆高速移动下状态快速变化的情形.

在数字孪生 (digital twin, DT) 与边缘计算深度融合的背景下, 控制任务驱动的资源调度呈现出更高维度的复杂性. 文献 [93] 基于数字孪生构建任务与资源的虚拟映射, 通过联合优化任务划分、功率和算力分配来最小化整体作业完成时间:

$$\min \sum_{m=1}^M T_m \quad (30)$$

其中, T_m 为终端设备的任务处理时延. 边缘侧子任务的执行时延为

$$T_{m,n}^{\text{Edge}} = T_{m,n}^{\text{Comm}} + \frac{v_{m,n} D_m C_m}{f_{m,n} + \Delta f_{m,n}} \quad (31)$$

其中, $T_{m,n}^{\text{Comm}}$ 为任务卸载的通信时延; D_m 为第 m 个终端的任务数据量; $\Delta f_{m,n}$ 为 DT 预测偏差. DT 的引入使得调度系统获取了对未来时延的预测能力, 从理论上实现“预知性调度”. 由于任务划分 $v_{m,n}$ 与算力 $f_{m,n}$ 耦合, 导致优化不可直接凸化. 通过多智能体深度强化学习 (multi-agent deep reinforcement learning, MADRL) 进行策略学习, 使资源调度从“基于瞬时最优”提升为“基于作业级全局最优”, 适用于长链式控制计算任务.

在控制并发场景中, 通过联合优化任务编码、计算关联与节点间协同转移, 构造任务总执行时间 T_i 最小化问题, 并利用双层多智能体优化算法求解^[94]:

$$\min_{\pi, \kappa, \eta} \sum_{i \in \mathcal{T}} T_i(\pi, \kappa, \eta) \quad (32)$$

其中, $\mathcal{T}$ 、 π 、 κ 、 η 分别对应任务集合、任务划分、节点协同与任务关联编码策略. 这些工作表明, 在复杂网络化控制系统中, 控制任务的时序与可靠性需求正逐步成为驱动计算资源调度与卸载编排的核心因素.

1.4.4 能效感知的控制-计算联合设计

能效感知被引入控制-计算协同优化框架, 在保证任务完成和控制性能的前提下最小化能源消耗. 在电动垂直起降 (eVTOL) 机队中, 电池作为关键储能单元, 其老化过程直接影响飞机性能与运维成本. 文献 [95] 将基于真实数据的电池退化模型融入异构机队的路径规划问题, 其核心优化目标是 minimized 整个机队在一次配送任务中的能耗, 表达式为:

$$\min \sum_{k \in K} \text{DSOH}_k \quad (33)$$

其中, DSOH_k 表示第 k 架 eVTOL 在完成配送路线后的能耗衰减量. 计算结果表明, 相较于传统最短

路径规划, 该方法可显著降低单位里程电池损耗, 延长机队剩余寿命并降低维护成本^[95]. 在机器人控制领域, PI-DDPG 等方法通过在策略优化中引入能量惩罚与物理约束, 有效抑制了高能耗动作的出现, 在保持控制性能的同时显著降低能量开销^[90].

云边协同架构同样可以通过计算卸载间接提升能效. 通过将 SLAM、路径规划、导航堆栈等计算密集型任务迁移至边缘或云端执行, 机器人本体无需搭载高功耗处理器, 从而显著降低重量与能耗^[96]. 因此, 能效感知的控制-计算联合设计不仅体现在算法层面的惩罚项与优化目标上, 也体现在系统架构与算力布局的协同上.

1.4.5 算力增强驱动的智能控制体系重构

与前三类主要围绕“算力受限条件下的适配与折中”不同, 具身智能与大规模预训练模型的发展使机器人系统逐步进入“算力增强驱动”的新阶段. 在该阶段, 控制-计算协同的重点从“以控制适配算力”转向“以算力反哺控制”, 强算力体系直接推动控制体系结构的重构, 如图 4 所示.

首先, 具身智能通过集成视觉感知、自主规划与运动控制三大模块, 模仿人类“感知-决策-执行”的闭环过程, 显著提升了机器人对复杂场景的理解与决策能力^[97-98]. 在架构层面, 边缘服务器提供算力资源、数据存储、模型训练和仿真测试等核心功能, 支撑具身智能系统完成从虚拟仿真到现实部署的迁移^[99]. 多模态融合与大规模仿真显著增加了系统对计算资源的需求, 但也使得复杂动力学模型、大规模场景仿真与策略搜索在工程上变得可行.

其次, 当前增强机器人智能的主流路径包括通用知识库与预训练模型, 但二者分别存在以下问题: 通用知识库面临知识稀疏与构建成本高等问题; 预训练模型则存在领域适应性差与维护困难等问题.

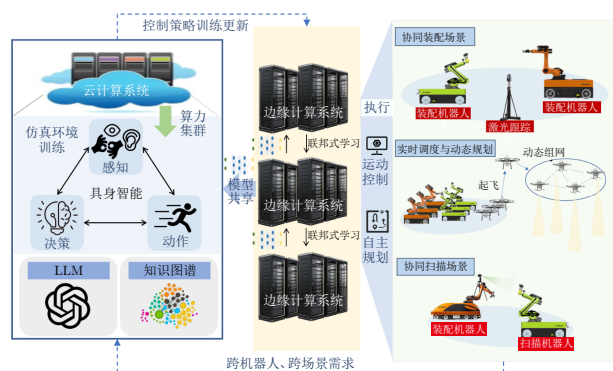


图 4 具身智能与大模型的云-边-端协同架构

Fig. 4 Cloud-edge-end architecture for embodied intelligence with large models

为此, 文献 [100] 结合常规知识库和大型语言模型进行多模态知识图谱构建, 在控制-计算协同时, 通过“场景精选”降低知识构建与推理过程中的算力与人力开销, 在智能水平与计算成本之间取得平衡.

再次, 为利用强算力实现学习型控制与协同决策, 分布式与联邦学习框架被广泛引入多机器人系统. 通过并行计算利用多个处理器来加速深度学习训练过程^[101-102], 可在云端或边缘集中完成控制策略的训练与更新. 联邦学习进一步通过在边缘设备间共享训练好的模型, 同时构建全局模型^[103], 使得跨机器人、跨场景的策略迁移与泛化成为可能.

最后, 具身智能与大模型技术对环境交互训练的算力需求增大, 云边协同架构为算力增强型控制-计算协同提供了基础承载. 云边通过计算卸载与资源虚拟化实现任务分层, 将移动机器人的闭环控制与嵌入式系统解耦并部署于边缘服务器执行环境, 不仅简化了控制器维护流程, 还提升了系统在软硬件故障下的恢复能力, 保证控制系统实时性的同时, 充分利用大模型与大规模仿真带来的算力优势^[104].

1.5 通信-控制-计算一体化设计与协同优化

现有机器人系统多将通信、控制与计算模块分离设计, 这导致系统在大规模协同、时延敏感任务与资源高效利用方面面临结构性瓶颈. 跨层联合优化通信调度、算力分配与控制策略可提升端到端时延可控性、系统鲁棒性与资源利用率. 文献 [105] 指出在资源受限的网络物理系统中, 通-控-算协同是保证鲁棒性与资源效率的必要条件. Xia 等^[106] 在工业级遥操作平台量化了通信、计算与控制策略对闭环性能的耦合影响, 证明通过协同配置即可获得确定性时延保障, 而无需盲目扩容算力或带宽; 文献 [107-108] 从边缘推理与工业控制优化角度表明, 通信-控制-计算联合建模可在满足严格时延与精度约束的同时显著降低能耗与控制成本. 因此, 在一体化设计范式中, 通信需动态保障带宽与时延, 计算依托资源编排与任务卸载支撑复杂算法分布式执行, 控制则需在时变网络环境下保持闭环稳定性与鲁棒性.

在集群机器人的表现上, 大规模 AGV 调度应用对通信负载与边缘计算资源竞争高度敏感, 联合优化提升了系统响应性与资源利用效率^[109]; 机器人运动的协同抓取在 URLLC 网络下对端-边协同提出强实时性要求^[110]. 文献 [111] 指出联合通信-控制-计算范式将通过语义级信息交互来减少通信冗余、提升系统整体效率. 这些研究说明, 云-边-端协同

表 3 通信-控制-计算协同设计目标和约束
Table 3 Communication-control-computing co-design objectives and constraints

设计方法	文献	优化目标	通信约束							控制约束			计算约束		
			时延	传输功率	传输速率	带宽	丢包率	中断概率	通信成本	稳定性	收敛性	控制成本	CPU	计算卸载	计算成本
通信-控制	[30]	最小化通信能耗	—	—	—	—	—	—	—	—	—	√	—	—	—
	[45]	最小化 AoI	√	√	—	—	√	—	—	—	√	—	—	—	—
	[31]	最小化控制成本	√	—	—	√	√	—	—	—	—	—	—	—	—
	[48]	最小化通信需求	—	—	—	—	—	—	—	√	—	—	—	—	—
	[49]	最大化频谱效率	√	√	—	√	—	√	—	—	√	—	—	—	—
	[50]	最小化信噪比	—	—	—	—	—	—	—	√	—	—	—	—	—
	[51]	最小化通-控成本	√	—	—	—	√	—	—	√	—	—	—	—	—
通信-计算	[69]	最小化通信能耗	√	√	—	—	—	—	—	—	—	—	—	√	√
	[70]	最小化通-算能耗	√	√	—	—	—	—	—	—	—	—	—	√	—
	[72]	最小化时延	√	√	√	—	—	—	—	—	—	—	√	√	√
	[73]	最小化时延	√	√	√	√	—	—	√	—	—	—	—	√	√
	[78]	最小化 AoI	√	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	√	—
控制-计算	[88]	最小化计算时延	—	—	—	—	—	—	—	√	√	—	√	—	—
	[89]	最小化计算复杂度	—	—	—	—	—	—	—	√	√	√	√	—	—
	[90]	最小化计算能耗	—	—	—	—	—	—	—	√	—	√	—	—	√
通-控-算	[68]	最小化通-控-算能耗	√	√	—	—	—	—	—	√	—	—	√	√	—
	[69]	最小化控制成本	√	—	√	√	√	—	√	—	√	—	√	—	—
	[112]	最小化整体时延	√	—	—	—	√	—	—	√	√	—	√	—	—
	[113]	最大化任务收益	√	—	√	√	—	—	—	—	√	—	√	√	√

已成为通-控-算一体化设计的主流部署架构,可保证集群机器人系统在信道波动或算力受限条件下的稳定运行。

表 3 总结了目前各类研究在优化目标与部分约束条件上的覆盖范围. 通-控-算协同优化工作数量有限,但其优化范围最广,目标函数往往同时涉及系统能耗、控制性能与资源利用率等全局指标. 本文将现有通-控-算一体化设计方法归纳为三类准则: 1) 基于控制成本的通-控-算一体优化,将通信与计算资源作为影响控制性能的内生变量; 2) 面向任务时延的通-控-算一体优化,以端到端时延及其分解为核心指标刻画跨域耦合关系; 3) 通-控-算融合优化,通过统一系统模型实现通信、控制与计算的深度协同与一致性优化。

1.5.1 数字孪生在通-控-算设计中的作用

数字孪生通过构建与物理系统同步演化的虚拟体,将通信、计算与控制结构化为可优化的闭环系统,在边缘节点内部实现状态同步,并支持对通信带宽分配、计算频率和控制律进行一致性优化. 与传统的离线建模不同,数字孪生可在虚拟空间中实时映射机器人状态、网络环境与计算资源使用情况,使设计者在不中断物理系统运行的前提下测试不同通信配置、控制策略和任务卸载方案,从而降低协

同设计的试错成本。

在通信层面,数字孪生能够重建信道干扰、负载波动、短包通信特性与时延抖动的演化过程. 文献 [114] 通过 DT 驱动的公平感知时延最小化框架验证了对带宽分配、传输功率、任务卸载比例与处理速率进行联合优化的必要性,并通过分布式求解方法实现了通信-计算参数的低时延一致性配置. 在控制层面,数字孪生进行机器人动力学仿真,支持控制律在虚拟环境中进行稳定性、收敛性与对网络扰动的鲁棒性验证. 例如,在复杂无人系统中,通过 DT 预测控制误差和通信负载变化^[115]. 在计算层面,数字孪生能够重构任务卸载链路资源调度机制,预测 CPU 占用、排队时延与能耗. 例如,通过 DT 支持的多智能体强化学习框架实现了协同优化,在大规模个性化任务场景中显著降低系统时延与能耗^[116].

依托虚实同步、参数可视化与可回溯性分析能力,数字孪生不仅能支撑基于控制成本与任务时延的通-控-算一体化优化,还能通-控-算融合优化提供可仿真和可验证的统一状态空间. Chen 等^[117]提出基于 DT 的分层监控方案,论证了其在大规模工业物联网中构建通-控-算协作结构的可行性,可通过多智能体强化学习实现监控节点压缩率、调度

区域分配等参数的联合优化. 数字孪生从“辅助仿真工具”发展为支撑通-控-算协同设计的核心基础设施, 可在强化学习训练与多目标权衡中实现跨域参数的部署前寻优, 加速一体化系统从设计到工程落地的闭环演化.

1.5.2 基于控制成本的通-控-算一体优化

通-控-算协同设计普遍遵循“控制成本导向”的优化范式: 通过将通信带宽、计算速率等参数纳入约束体系, 构建跨域资源联合分配模型. 这种设计理念与生物学中的反射适应机制具有内在相似性, 即系统通过实时反馈持续学习物理环境动态特性, 并通过参数自适应调整驱动整体性能向最优状态收敛. 一种典型的分布式双层优化的通-控-算协同设计方法是, 以最小化全局二次控制成本与能耗为优化目标, 构建了由任务卸载策略与传输功率 (上层优化)、计算速率及采样周期 (下层优化) 组成的分层架构. 其总体优化目标可形式化表示为:

$$\min_{o, r, P^{s2c}, P^{c2c}, h, u} \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{j \in \mathcal{N}} o_{i,j} E_{i,j}^{\text{tot}} + \sum_{i \in \mathcal{N}} J_i^{\text{tot}} \right) \quad (34)$$

其中, $o = [o_{i,j}]$ 为任务卸载决策矩阵; r 为计算资源分配; P^{s2c} 和 P^{c2c} 分别为传感器到控制器的上行功率和控制器到控制器的传输功率; h 和 u 分别为采样周期和控制输入; $E_{i,j}^{\text{tot}}$ 包含上行传输、跨设备传输与计算能耗; $J_i^{\text{tot}} = J_i^h(h_i) + J_i^x(x_i)$ 为由采样周期与稳态控制性能构成的综合控制成本. 该方法在满足端到端时延与可调度性约束的同时, 通过理论收敛性证明与数值验证展示了其在能效、控制精度及资源利用率方面的显著优势, 特别是在噪声干扰环境下仍能保持控制器收敛稳定性.

文献 [115] 将包含通-控-算与感知模块的无人机器人闭环系统建模为反射环结构. 该研究以最小化系统总体 LQR 控制成本为目标, 在通信与计算资源约束下联合优化整个终端的上行/下行带宽分配 (B^u 和 B^d)、上行/下行传输时间 (T^u 和 T^d) 与 CPU 频率调度 (F). 其总体优化目标可形式化表示为:

$$\min_{B^u, T^u, F, B^d, T^d} \sum_{k=1}^K \ell_k \quad (35)$$

其中, ℓ_k 表示第 k 个闭环的 LQR 控制成本, 其下界由闭环可用信息量 D_k 所决定. D_k 取决于上行原始数据量 D_k^u 、上行信息提取比例 ρ_k 以及下行控制命令数据量 D_k^d , 并受上行/下行传输及数字孪生计算联合约束:

$$D_k \leq \min(\rho_k D_k^u, D_k^d) \quad (36)$$

并需满足每个闭环的周期时间约束:

$$t_k^u + \frac{\alpha_k D_k^u}{f_k} + t_k^d \leq T_k \quad (37)$$

其中, t_k^u 和 t_k^d 分别为第 k 个终端的上行/下行传输时间; α_k 为计算复杂度; f_k 和 T_k 分别为第 k 个终端的 CPU 频率和周期长度.

该方法通过在系统环内与环间采用迭代优化策略, 实现了任务执行层级与资源调度层级的双层性能均衡; 实验结果验证了在通-控-算耦合条件下进行参数联合优化的有效性与可行性.

1.5.3 面向任务时延的通-控-算一体优化

针对时间敏感型的任务, 整个系统面临苛刻的约束条件, 多数文献通过多场景分析了其耦合关系对系统性能的制约机制. 文献 [118] 以视觉引导机械臂抓取传送带物体以及自主移动机器人导航为典型场景, 揭示了通信与计算对控制性能的显著影响. 由于视觉算法引入了计算时延, 加之上下行链路的传输时延, 总时延突破 100 ms 阈值. 在此条件下, 传送带速度为 0.8 m/s 时物体定位误差达 8 cm, 自主移动机器人以 2 m/s 速度运行时路径偏移量可达 20 cm, 导致出现抓取失败或碰撞风险.

文献 [119] 构建了集成 5G 网络模拟器、物理引擎与计算负载仿真器的协同设计平台, 针对机械臂抓取场景提出动态 QoS 优化策略. 通过关联控制系统状态与网络服务质量, 该方案可智能过滤非关键视频帧, 实测显示网络容量提升 200% 的同时维持了控制精度. 文献 [120] 则基于 Wi-Fi 6 与 802.1CB 的 TSN 构建工厂场景验证平台, 通过自主移动机器人利用本地边缘计算来执行计算密集型 SLAM, 并采用 TSN 冗余机制, 成功将自主移动机器人漫游过程的时延降低至控制环路占空比的要求范围内. 文献 [121] 面向 5G 时敏任务场景 (如机器人操作), 提出一种基于概率有限状态机的 QoS 动态切换方法, 其核心目标是在满足端到端时延约束的前提下, 以最小通信资源开销实现对实时控制任务的支持. 该方法根据任务在时刻 r 的状态自适应选择所需的最小通信可靠性与时延等级, 其最优 QoS 决策可抽象为:

$$(PDP_r, L_r) = \arg \min_{PDP, L} f_{\text{QoS}}(x_r) \quad (38)$$

其中, x_r 表示任务在时刻 r 的系统状态, 用于表征当前任务的时延敏感度; PDP_r 为时刻 r 成功送达概率; L_r 为可接受的最大时延等级; $f_{\text{QoS}}(x_r)$ 为任务状态驱动的综合 QoS 决策函数. 在任务接近期望

操作或误差增大时,自适应提高 QoS 等级以确保闭环控制的端到端时延满足实时性约束. 实验结果表明,该动态 QoS 策略在 5G 现网中可显著降低无线资源开销,并在多任务并发时保持任务级时延性能,提升整体系统可承载能力.

1.5.4 通-控-算融合优化

图 5 展示了一个通-控-算协同设计框架,其中将机器人系统建模为包含控制决策、网络调度与计算编排的多层联合系统. 针对三者耦合导致设计复杂度过高的问题,该框架通常划分为“控制系统”与“通信-计算联合系统”两个子系统. 在该框架下,研究需关注以下两个核心方面:

1) 基于 QoS 的机器人自适应控制. 提升控制器在云/边缘环境下的鲁棒性,确保其在不可靠网络条件和有限计算资源下的任务成功率,使其能够适应时延波动与数据丢包. 系统需根据当前资源状态(如资源利用率、信道质量)与 QoS 指标(如时延、抖动、丢包率)动态调整控制策略,以应对网络与计算的不确定性(如时延或数据丢包). 例如, Ibarra 等^[112]通过在控制回路中引入时延预测器,有效减弱了时延对控制性能的影响,将控制误差降低.

2) 基于控制状态的通信-计算联合调度. 根据机器人的控制需求及任务特点,协同优化边缘计算与通信资源分配. 利用机器人状态和环境信息,动态调整支持任务所需的 QoS 参数,对计算和通信资源进行联合调度,从而提升整体资源利用效率. 例如,文献^[122]提出将机器人误差状态作为通信与计算编排算法的输入,优化资源以应对复杂任务需求.

上述两个维度的协同优化可构建一体化设计框架,但需解决通-控-算间的强耦合性带来的挑战,例如端到端(end to end, E2E)时延约束的严格性

等,因此将其一体化设计问题的优化目标建模为基于通信 f_{comm} 、控制 f_{ctrl} 和计算 f_{comp} 的全局性能的融合函数 f_G . 优化过程中需满足多方面约束: 通信约束函数 g_{comm} 需确保带宽、时延等性能指标 ρ 不超限; 控制约束函数 g_{ctrl} 需保证稳定性及运动安全,如速度和轨迹符合物理限制 κ ; 计算约束函数 g_{comp} 需限制资源使用 η , 如处理能力和计算时延. 因此,该全局优化问题可以表述为:

$$\begin{aligned} \max_{\rho, \kappa, \eta} \quad & f_G(f_{\text{comm}}(\rho, \eta, \kappa), f_{\text{ctrl}}(\kappa, \eta, \rho), f_{\text{comp}}(\rho, \kappa, \eta)) \\ \text{s.t.} \quad & g_{\text{comm}}(\rho, \eta, \kappa) \leq 0, g_{\text{ctrl}}(\kappa, \eta, \rho) \leq 0, \\ & g_{\text{comp}}(\rho, \kappa, \eta) \leq 0 \end{aligned} \quad (39)$$

为解决该问题,研究者提出两方面技术路径: 其一,通过计算层与通信层的协同设计,在保障资源效率的同时满足 E2E,针对协同设计中涉及的 MINLP 问题,文献^[123-124]提出交替优化方法,通过动态调整 QoS 参数适应机器人状态变化,从而在控制成本与 QoS 约束间实现平衡; 其二,引入强化学习方法应对复杂决策问题,如 Zhang 等^[113]提出的深度强化学习框架,通过动作细化技术在保证控制稳定性的同时,实现通信与计算资源的最优配置.

2 集群机器人协同作业应用平台

协同设计的性能评估面临双重困境: 一方面,单纯依赖数值模拟难以真实还原复杂系统动态; 另一方面,直接在工业场景中部署大规模物理系统进行验证又面临成本与可行性双重制约. 基于此,国内外许多学者开展了针对联合设计平台的研究工作,主要集中在以下三个方面: 仿真平台、硬件在环平台以及实物测试验证平台的搭建与应用. 首先在仿真平台阶段构建虚拟模型实现系统行为的大规模仿真,实现联合系统耦合关系的虚拟验证; 进而在硬件在环阶段,通过实体化关键子系统(如真实控制器或通信模块),完成实时交互性能的精确测试; 最终在实物平台层面,通过多参数联合优化方法,实现工业级系统的集成与性能提升. 表 4 总结了三类验证平台的特点,三类平台在物理/控制、通信与计算三域的真实性呈现逐级增强关系,但对应的实验成本、部署复杂度与可重复性也呈现递进式上升.

2.1 通信-控制-计算协同仿真平台

协同仿真平台的构建需要统一标准化接口(如图 6),以实现三大仿真模块的深度集成.

1) 物理仿真模块: 通过 Gazebo 等工具构建多机器人作业场景的数字化孪生体,精确模拟机器人

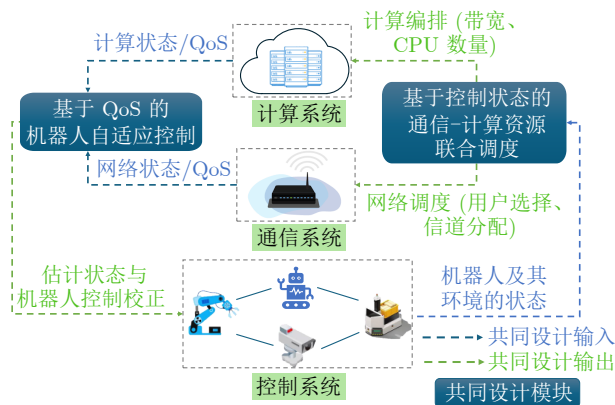


图 5 通信-控制-计算协同设计框架

Fig. 5 Communication-control-computing co-design framework

表 4 通信-控制-计算协同验证方法及典型工具对比

Table 4 Comparison of communication-control-computing collaborative validation methods and typical tools

验证方式	核心特点	适用研究任务	主要局限性	常用软件/设备
软件仿真	高可控性、建模灵活	架构验证、大规模协同	模型简化、难反映真实	控制: Gazebo、CoppeliaSim 通信: ns-3、OMNeT++ 计算: EdgeCloudSim、iFogSim
硬件在环	真实链路、硬件参与	实时策略验证	规模受限	控制: PLC 通信: USRP+OAI 计算: 边缘服务器
实物测试	全链路真实、系统级性能	工业协同作业	成本高、实时调度难	集群机器人、5G、ROS2、边缘节点

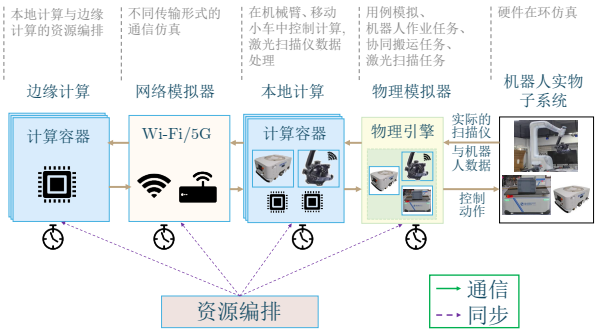


图 6 通信-控制-计算仿真软件搭建流程

Fig.6 Construction process of communication-control-computing simulation software

位姿、传感器数据流及环境交互动力学特性，其动态状态数据通过 ROS2 框架实时同步至其他模块。

2) 边缘计算仿真模块: 采用 EdgeCloudSim 等虚拟化工具，对视觉处理、导航规划等计算任务进行容器化建模，支持多机器人系统的软件在环验证。

3) 通信仿真模块: 基于 ns-3 或 OMNeT++ 平台，通过耦合边缘计算生成的流量模型与网络协议栈，精确复现 Wi-Fi/5G 网络中的时延、抖动及丢包等关键传输特征。

2.2 通信网络硬件在环仿真平台

文献 [26] 提出网络硬件在环仿真框架，以更高效、更准确地评估无线网络对机器人控制的影响，然后通过采用通信与控制性能之间的相关性分析来改进设计。该框架如图 7 所示，包括计算平台、机器人仿真平台、网络嗅探器硬件和现实生活中的网络环境。

为连接仿真控制器和仿真机器人平台，部署了网络嗅探器接口。仿真控制器内置机器人动力学模型，可实时生成高频控制指令；仿真机器人平台通过网络接口接收指令并执行模拟动作；嗅探器程序通过端口实时捕获原始数据包，以非侵入式时延测试仪通过端口镜像捕获数据包，并基于时间戳差值

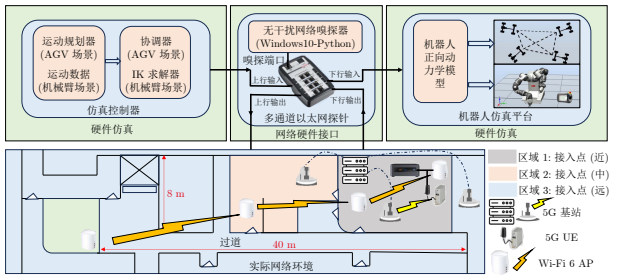


图 7 文献 [26] 的网络硬件在环仿真框架

Fig.7 The network hardware-in-the-loop simulation framework in Reference [26]

计算双向传输时延。该平台支持在 5G、Wi-Fi 6 及以太网等多种网络环境下开展机器人运动控制测试。结果表明，在 Wi-Fi 6 网络条件下，运动时延明显低于 5G 网络，展现出 Wi-Fi 6 在高响应性方面的优势。而在无线网络条件下，运动的峰值振幅误差明显高于有线以太网条件下的误差，其中 5G 的峰值振幅误差相较于 Wi-Fi 6 更小，表现出更优的稳定性。结果验证了不同网络配置对控制性能的影响规律，为工业场景的网络选型提供了技术依据。

2.3 集群机器人协同作业实物测试验证平台

文献 [125] 基于 5G 边缘计算构建分布式控制系统，用于协作机器人在工业环境中的应用。通过边缘卸载图像处理任务（60 Hz 高频传感、640 × 480 像素 JPG 压缩图像）与 ROS2 “best-effort” QoS 配置，实现了工业协作机器人的实时控制，并设计低级控制超时机制保障安全性，有效应对检测失败和大抖动情况，同时保持任务执行效率。文献 [126] 通过球杆系统测试平台评估无线通信（Wi-Fi 6 和 5G）对时间关键型控制系统性能的影响。通过提出基于内模控制的时延感知无线控制框架（IMC-LA），解决了无线通信引入的时延和不稳定问题。测试结果显示，IMC-LA 框架显著减少了控制系统的定位误差，提升了系统的稳定性和响应能力。在网络性能与控制性能的关联分析中发现，Wi-Fi 6 在响应

性上优于 5G, 但两者的峰值误差均大于有线以太网. 研究证明, IMC-LA 框架为工业无线网络在时间关键型控制中的应用提供了一种有效解决方案, 并为工业控制系统的无线化转型提供了实践参考.

目前的文献多聚焦于单体机器人场景, 对飞机蒙皮、高铁车身等大型复杂部件加工检测中的集群机器人协同作业缺乏系统性探索. 为此, 本文提出并实现了一个面向集群机器人协同作业的综合平台 (如图 8 所示), 旨在满足多种异构机器人在实际环境中的协同作业需求^[127-128].

该平台通过服务器集群、5G 核心网络 (5GC) 和集群机器人形成了“任务计算-网络传输-控制执行”三环联动的协同架构, 并用于飞机蒙皮的扫描场景. 在计算层面, 平台采用容器化技术封装机器人感知、规划与识别等功能组件, 并依托 Kubernetes 实现跨节点的容器编排与资源智能调度, 使算力能够根据任务负载进行灵活伸缩. 在通信层面, 平台基于 DDS 协议与代理桥接机制, 实现了 ROS2 与 Kubernetes 体系的无缝互通; 无线侧由 5GC、RRU、CPE 构成, 实现了端到端低时延的 5G LAN, 并通过网络切片软件按需调整 QoS, 以匹配不同机器人任务的实时性需求. 在控制层面, 平台支持扫描机器人、跟踪机器人等多种设备的协同运行, 控制逻辑可在机器人本体与边缘节点之间动态迁移. 同时可对工业现场采集的数据集进行具身智能的训练. 平台能够对工业现场采集的多模态数据进行集中式训练与在线适配, 支持具身智能模型的高效训练、推理与部署.

平台在实际部署中实现了上行带宽峰值 600 Mbps、机器人与平台间 20 ms 以内的端到端传输时延, 并支持 URLLC、eMBB、mMTC 等网络切片. 在算力侧, 平台通过边缘服务器对任务进行容器化调度, 当前已编排运行 47 个 Pod, 资源占用远低于节点上限, 为并行作业提供充分的弹性算力支撑. 经控制算法的容器化封装与 5G 边缘部署适配后, 协同控制可在边缘节点实时执行.

针对不同集群作业任务场景的差异化要求, 平台在 5GC 网络切片配置、Kubernetes 资源编排以及 Pod 资源参数设置等方面采用差异化设计, 以实现资源的协同匹配.

1) 高可靠、极低时延的实时闭环控制场景. 机翼协同调姿高精度同步执行任务中集群机器人需要严格同步, 平台通过 URLLC 切片提供低于 15 ms 的通信时延与 99.999% 的传输可靠性, 对调姿控制的边缘部署的 Pod 分配 2~4 核 CPU 请求与 4 GB 内存.

2) 大带宽、低时延的高吞吐感知处理场景. 在蒙皮扫描检测等感知密集型场景中, 涉及激光点云、高清图像等高吞吐数据流, 要求大上行带宽以支撑实时检测与控制反馈. 通过 eMBB 切片提供大带宽传输能力 (400~600 Mbps 的上行带宽), 在 Pod 中分配较大的 CPU 和内存, 同时绑定 GPU 资源.

3) 时延容忍型、大规模接入的智能规划与调度场景. 集群机器人规划调度任务下对端到端时延的要求相对宽松 (50~100 ms), 平台配置 mMTC, 在保证 99.99% 可靠性的基础上, 提供大规模集群

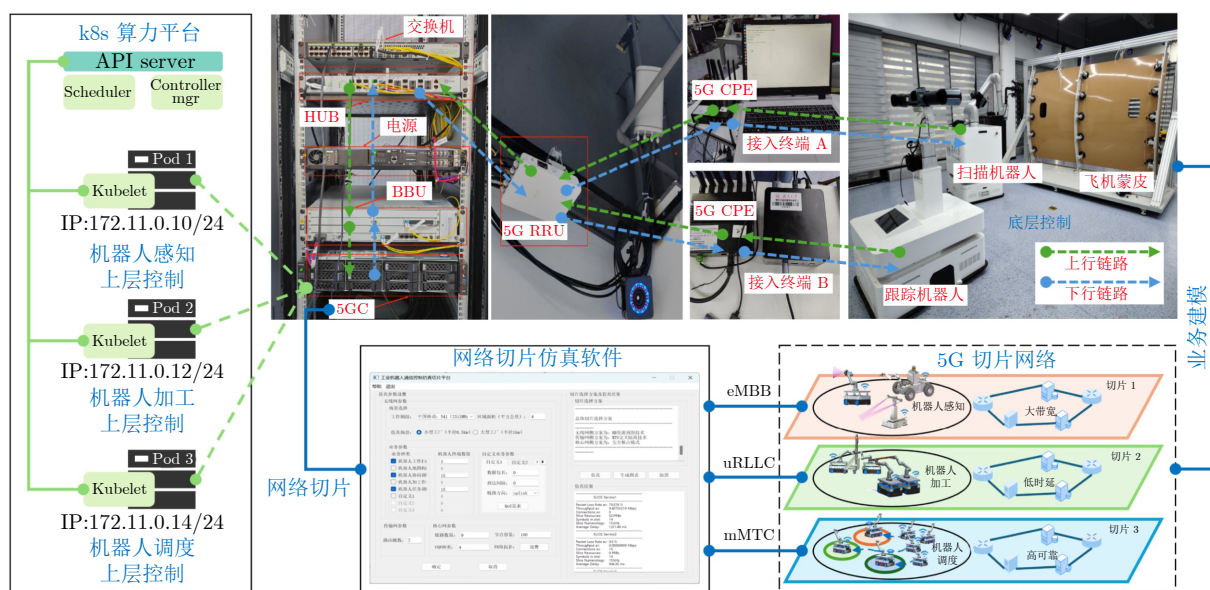


图 8 通信-控制-计算协同设计实例平台

Fig. 8 Example platform for communication-control-computing co-design

接入。

4) 低抖动、高连续性的虚实同步场景。机体装配数字孪生中关注数据的稳定同步与虚实一致性, 因此对单次时延的要求不如实时控制严格, 但对链路抖动和数据连续性较为敏感。平台在通信侧配置 eMBB 切片, 以保障状态流与模型数据的持续传输, 并借助 QoS 管理功能控制端到端时延波动。数字孪生更新与渲染 Pod 配置 16 核 CPU 与 64 GB 内存, 并根据渲染复杂度选择 48 GB VRAM 的 GPU 资源。

一体化的高效协同平台为大型复杂部件的集群机器人加工与检测提供了具备明确指标、可验证性能和可扩展能力的创新性平台。

3 未来研究展望

随着集群机器人规模不断扩大, 通-控-算资源的动态关联性、相互制约性与时空耦合性, 使其不仅是改善性能的三个维度, 更是共同决定系统可扩展性、稳定性与实时性的核心因素。结合通-控-算联合设计的研究进展, 本文进一步针对集群机器人系统的融合提出若干开放性问题。

3.1 面向集群智能的大模型驱动协同闭环

大模型为机器人提供了统一的知识表示与强大的泛化推理能力, 但其真实部署已不再是“模型+控制器”的简单叠加, 而是形成由大模型推理、分布式算力调度、无线网络传输与控制执行组成的新型闭环体系。然而现有大模型推理的时延和不确定性、高推理负载对网络侧和边缘算力造成剧烈波动, 导致智能与控制脱节; 同时, 大模型的模型管理过程与通信拓扑和算力资源状态分离, 难以实现规模化部署。在一体化架构内, 大模型驱动的集群机器人智能决策可实时、可控地实例部署运行。未来需解决大模型推理的时延不确定性问题, 以匹配机器人控制的固定频率, 研究其推理不确定性如何被网络侧的 QoS 保障和计算侧的任务划分所补偿, 以及集群智能的大模型部署如何映射为通-控-算底层资源的分配策略。因此, 需将大模型推理节点作为通信与计算调度的首要约束, 发展“控制感知的算力调度”与“任务感知的网络资源编排”, 以及利用数字孪生实现网络资源预测、算力调配等跨层决策。

3.2 面向 6G 的感-通-控-算跨层协同体系

6G 从“通信支持控制”迈向“通信参与控制”, 使通信网络能够直接介入控制回路, 并成为感知、计算与控制之间的“协调器”与“稳定性增强器”。基于

此, 6G 为进一步引入工业多模态感知提供了坚实基础, 推动融合系统向灵活柔性的跨层一体化架构演进。当前的通-控-算系统往往只针对通信和计算资源进行协同优化, 却缺乏对感知链路在时延、可靠性和数据质量上的建模, 感知误差和时延并非独立存在, 而是会通过计算负载变化、通信传输抖动和状态估计偏差叠加放大, 导致闭环性失效。未来发展将构建真正意义上的“感-通-控-算”的跨层架构。这一架构不仅强调通信和计算要满足控制的实时性, 也要求系统能够识别、建模并处理感知本身的动态变化。这一要求依托 6G 的超可靠低时延特性解决多模态感知误差如何在通信链路、计算负载与控制闭环中传播的问题; 解决感知任务在通信与计算资源上的分配问题; 如何根据感知负载来动态调节采样周期或控制律; 探索出能够覆盖感-通-控-算的系统模型。

3.3 基于新型计算范式的通-控-算协同优化

优化集群机器人作业系统面临的核心瓶颈是通-控-算资源在空间、时间与拓扑上的多维耦合。在真实系统中, 优化目标受到通信拥塞、算力异构、控制耦合等多重约束影响, 当前优化结果往往无法在实际系统中保持可用性。因此, 量子计算、类脑计算与超算调度的出现, 不仅能提升求解速度, 更将改变通信调度与控制决策的组织方式。为突破这一瓶颈, 需解决任务分配如何在量子优化模型中同时表达通信干扰图、控制耦合图与算力拓扑, 以及集群机器人如何通过超算或图神经网络实现跨层资源协同决策等问题。未来可以建立“通-控-算约束的量子优化模型”, 使量子求解器直接输出通信分组、算力调度与控制策略; 构建量子-经典混合的两级闭环架构, 由量子模块执行全局资源编排, 经典模块保障局部闭环稳定; 发展基于超算的图并行优化加速器, 实现系统中全局到局部协作的高维实时求解。

3.4 面向未来集群机器人的新兴应用场景

随着工业系统智能化的深化, 通-控-算一体化技术正推动集群机器人从复杂部件加工装配应用走向更加复杂、高可靠和跨区域的大规模场景。在航空航天制造领域, 例如飞机机身装配和航天舱段操作, 多机器人需要在大型结构空间内执行高精度协同任务, 对装配间隙进行识别与力觉调节。随着大模型提供的结构理解能力、6G 网络保障的实时通信链路以及跨层算力调度结合起来, 多机器人系统可实现毫米级协调装配与动态任务切换, 显著提升协作效率。在智能建造与大规模结构施工场景中, 如桥梁、隧道和大型舰船建造, 多机器人系统必须

在跨楼层、跨区域且具有多源干扰的环境中进行协作。任务间的耦合性使网络和计算负载频繁波动,整合后的感-通-控-算体系可以实现多模态感知的在线补偿,并依据实时网络状态与算力负载动态调节控制策略,使机器人协作的连续性与施工精度都得到保证。

在更广义的城市级集群系统中,如无人配送网络、应急救援系统或多模态交通调度,机器人集群规模巨大、任务耦合复杂且运行环境频繁变化,传统的分层式架构难以满足协同效率与全局最优性要求。依托大模型的全局推理能力、6G 切片的关键链路保障以及量子与超算优化的跨域调度能力,融合系统能够支持跨区域、多类型机器人之间的实时协作,使未来的城市级群智系统具备更高的自适应性、鲁棒性与整体运行效率。

4 结束语

集群机器人系统正推动着传统生产线向柔性化、智能化方向深度变革。随着多机器人协同场景从简单物料搬运向飞机蒙皮加工、高铁车体检测等高精度复杂任务延伸,系统对通信实时性、控制精度与计算弹性的需求增长,通信-控制-计算融合架构需要从理论探索阶段迈向工程实践。本文首先在架构层面对集群机器人通信-控制-计算融合架构和子系统的联合设计进行了介绍和综述;然后,在部署层面总结了从仿真验证到硬件在环再到实物平台的三级验证体系,在应用层面通过典型工业场景验证了融合架构的优势;最后,探讨了融合架构发展的开放性课题。通信-控制-计算系统的深度融合,将推动集群机器人在复杂制造场景下实现全流程的高效、可靠、自主化作业。

参考文献

- Ferranti L, Lyons L, Negenborn R R, Keviczky T, Alonso-Mora J. Distributed nonlinear trajectory optimization for multi-robot motion planning. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2023, **31**(2): 809–824
- Huang L X, Fang Y. An ILC method for wireless remote control systems with communication delays. In: Proceedings of the International Conference on Control Engineering and Communication Technology. Shenyang, China: IEEE, 2012. 334–337
- Ballotta L, Peserico G, Zanini F, Dini P. To compute or not to compute? Adaptive smart sensing in resource-constrained edge computing. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, **11**(1): 736–749
- Liu L K, Liu S S, Shi W S. 4C: A computation, communication, and control co-design framework for CAVs. *IEEE Wireless Communications*, 2021, **28**(4): 42–48
- Guan Xin-Ping, Chen Cai-Lian, Yang Bo, Hua Chang-Chun, Lv Ling, Zhu Shan-Ying. Towards the integration of sensing, transmission and control for industrial network systems: Challenges and recent developments. *Acta Automatica Sinica*, 2019, **45**(1): 25–36
(关新平, 陈彩莲, 杨博, 华长春, 吕玲, 朱善迎. 工业网络系统的感知传输控制一体化: 挑战和进展. 自动化学报, 2019, **45**(1): 25–36)
- Tian Hui, He Shuo, Lin Shang-Jing, Fan Shao-Shuai, Nie Gao-Feng, Jiang Xiu-Rong. Survey on cooperative fusion technologies with perception, communication and control coupled in industrial internet. *Journal on Communications*, 2021, **42**(10): 211–221
(田辉, 贺硕, 林尚静, 范绍帅, 聂高峰, 蒋秀蓉. 工业互联网感知通信控制协同融合技术研究综述. 通信学报, 2021, **42**(10): 211–221)
- Liu W C, Popovski P, Li Y H, Vucetic B. Wireless networked control systems with coding-free data transmission for industrial IoT. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, **7**(3): 1788–1801
- Cai J, Liu W, Huang Z W, Yu F R. Task decomposition and hierarchical scheduling for collaborative cloud-edge-end computing. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2024, **17**(6): 4368–4382
- Wang M, Zhang Y J, He X, Yu S H. Joint scheduling and offloading of computational tasks with time dependency under edge computing networks. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2023, **129**: Article No. 102824
- Pang G Y, Liu W C, Niyato D, Vucetic B, Li Y H. Communication-control codesign for large-scale wireless networked control systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3295–3312
- Huang J W, Wan J Y, Lv B F, Ye Q, Chen Y. Joint computation offloading and resource allocation for edge-cloud collaboration in internet of vehicles via deep reinforcement learning. *IEEE Systems Journal*, 2023, **17**(2): 2500–2511
- Lu X T, Li J. Improving stability and performance in IoT-driven networked control systems. *Computers and Electrical Engineering*, 2024, **119**: Article No. 109537
- Fan W B, Xiao F, Pan Y, Chen X B, Han L, Yu S. Latency-aware joint task offloading and energy control for cooperative mobile edge computing. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2025, **18**(3): 1515–1528
- Moshiri P F, Simsek M, Kantarci B. Joint optimization of completion ratio and latency of offloaded tasks with multiple priority levels in 5G edge. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2025, **22**(2): 1357–1371
- Pan Pei-Yan, Hu Bing-Tao, Feng Yi-Xiong, Zhang Zhi-Feng, Wang Yong, Li Chuan-Jiang, et al. Improved deep Q network-based resource scheduling mechanism in cloud-edge-terminal collaborative environments. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, **31**(10): 3513–3525
(泮佩言, 胡炳涛, 冯毅雄, 张志峰, 汪勇, 李传江, 等. 云-边-端协同环境下基于改进深度 Q 网络的资源调度机制. 计算机集成制造系统, 2025, **31**(10): 3513–3525)
- Liu L K, Lu S D, Zhong R, Wu B F, Yao Y T, Zhang Q Y, et al. Computing systems for autonomous driving: State of the art and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, **8**(8): 6469–6486
- Alatise M B, Hancke G P. A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods. *IEEE Access*, 2020, **8**: 39830–39846
- Jia Y J, Song Y, Xiong B, Cheng J Y, Zhang W, Yang S X, et al. Hierarchical perception-improving for decentralized multi-robot motion planning in complex scenarios. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, **25**(7): 6486–6500
- Kehl P, Lange D, Maurer F K, Németh G, Overbeck D, Jung D, et al. Comparison of 5G enabled control loops for production. In: Proceedings of the 31st Annual International Symposium

- um on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. London, UK: IEEE, 2020. 1–6
- 20 Ma Z, Xiao M, Xiao Y, Pang Z B, Poor H V, Vucetic B. High-reliability and low-latency wireless communication for internet of things: Challenges, fundamentals, and enabling technologies. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, **6**(5): 7946–7970
- 21 Bonati L, Polese M, D’Oro S, Basagni S, Melodia T. Open, programmable, and virtualized 5G networks: State-of-the-art and the road ahead. *Computer Networks*, 2020, **182**: Article No. 107516
- 22 Kehl P, Ansari J, Jafari M H, Becker P, Sachs J, König N, et al. Prototype of 5G integrated with TSN for edge-controlled mobile robotics. *Electronics*, 2022, **11**(11): Article No. 1666
- 23 Lin S C, Zhang Y Q, Hsu C H, Skach M, Haque M E, Tang L J, et al. The architectural implications of autonomous driving: Constraints and acceleration. In: Proceedings of the 23rd International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems. Williamsburg, USA: Association for Computing Machinery, 2018. 751–766
- 24 Fan W H, Gao L, Su Y, Wu F, Liu Y A. Joint DNN partition and resource allocation for task offloading in edge-cloud-assisted IoT environments. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(12): 10146–10159
- 25 Qiao Y, Fu Y S, Yuan M Y. Communication-control co-design in wireless networks: A cloud control AGV example. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(3): 2346–2359
- 26 Lv H H, Pang Z B, Bhimavarapu K, Yang G. Impacts of wireless on robot control: The network hardware-in-the-loop simulation framework and real-life comparisons. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, **19**(9): 9255–9265
- 27 Zhao G D, Imran M A, Pang Z B, Chen Z, Li L Y. Toward real-time control in future wireless networks: Communication-control co-design. *IEEE Communications Magazine*, 2019, **57**(2): 138–144
- 28 Wang Y, Wu S H, Lei C J, Jiao J, Zhang Q Y. A review on wireless networked control system: The communication perspective. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(5): 7499–7524
- 29 Chamaken A, Litz L. Joint design of control and communication in wireless networked control systems: A case study. In: Proceedings of the American Control Conference. Baltimore, USA: IEEE, 2010. 1835–1840
- 30 Park P, Araújo J, Johansson K H. Wireless networked control system co-design. In: Proceedings of the International Conference on Networking, Sensing and Control. Delft, Netherlands: IEEE, 2011. 486–491
- 31 Chang B, Zhao G D, Chen Z, Li L Y, Imran M A. Packet-drop design in URLLC for real-time wireless control systems. *IEEE Access*, 2019, **7**: 183081–183090
- 32 Zhang H Y, Zhou Y N, Gao F, Leng X B, Gui P F. NDAC powered deep-level cloudification technology for mobile robotics. In: Proceedings of the 100th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Fall). Washington, USA: IEEE, 2024. 1–5
- 33 Mejdi H, Elmadssia S, Ezzedine T. Influence of interference and sampling period in the performance of networked control systems. In: Proceedings of the International Symposium on Networks, Computers and Communications (ISNCC). Doha, Qatar: IEEE, 2023. 1–5
- 34 Sun H Y, Mu H R, Sun J, Han H G, Qiao J F. Output feedback synthesis for networked control systems with packet dropouts and multiple probability sampling periods: The stochastic communication protocol case. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, **55**(10): 4808–4819
- 35 Cao Z R, Wang Z D, Song J, Niu Y G. Sliding-mode control for sampled-data systems over fading channels: Dealing with randomly switching sampling periods. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2024, **69**(5): 3190–3197
- 36 Pang Y Y, Liu Z Y, Guo H B, Zheng Y, Pang Z H, Gao S N. Variable gain based predictive output tracking control of networked systems. In: Proceedings of the 14th Asian Control Conference (ASCC). Dalian, China: IEEE, 2024. 1004–1008
- 37 Bahraini M, Zanon M, Colombo A, Falcone P. Optimal control design for perturbed constrained networked control systems. *IEEE Control Systems Letters*, 2021, **5**(2): 553–558
- 38 Ma P B, Ji J, Sui J B, Lei M. Research on cooperative formation flight control of multi-UAV with communication time delay. In: Proceedings of the International Conference on Control Science and Electric Power Systems (CSEPS). Shanghai, China: IEEE, 2021. 54–58
- 39 Liu T S, Zhang J T, Liu Y, Zhuang C Y, Li H, Chen Y Y. Integrated communication, sensing, computing, and control for industrial power protection systems: Analysis and performance optimization. *IEEE Access*, 2025, **13**: 137117–137128
- 40 Čečil R, Šetka V, Tolar D, Sikora A. RETIS—Real-time sensitive wireless communication solution for industrial control applications. In: Proceedings of the 5th International Symposium on Smart and Wireless Systems Within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS). Dortmund, Germany: IEEE, 2020. 1–9
- 41 Wang Q, Huang Y H, Chen Z B, Qin G W. Smooth control strategy for remote-controlled robot under unstable time delay between controller and robot. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Control, Electronics and Computer Technology (ICCECT). Jilin, China: IEEE, 2024. 504–507
- 42 Lu Z W, Zhan X S, Wu J, Wu B. Performance limitations of network control systems under channel delay and packet dropouts. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2024, **22**(10): 3044–3051
- 43 Yang Z Y, Casas J, Villamil A, Fettweis G P. Joint resource allocation and controller selection for communication and control co-design. In: Proceedings of the IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Shanghai, China: IEEE, 2025. 1–6
- 44 Wang X L, Chen C L, He J P, Zhu S Y, Guan X P. AoI-aware control and communication co-design for industrial IoT systems. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, **8**(10): 8464–8473
- 45 Chen F F, Tang J H, Yin Z H. Age of loop information with flexible transmission enabled communication and control co-design in industrial IoT. *China Communications*, 2024, **21**(11): 40–55
- 46 Zheng M, Zhang L, Liang W. Control-aware resource scheduling method for wireless networked control systems. *IEEE Sensors Journal*, 2023, **23**(18): 21946–21955
- 47 Scheuven L, Höbner T, Barreto A N, Fettweis G P. Wireless control communications co-design via application-adaptive resource management. In: Proceedings of the 2nd 5G World Forum (5GWF). Dresden, Germany: IEEE, 2019. 298–303
- 48 Li J X, Khosravirad S R, Du J F, Liu W C, Mitra U. Communication and control interfacing for co-design of wireless control systems. In: Proceedings of the 97th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Spring). Florence, Italy: IEEE, 2023. 1–5
- 49 Chang B, Zhang L, Li L Y, Zhao G D, Chen Z. Optimizing resource allocation in URLLC for real-time wireless control systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(9): 8916–8927
- 50 Zeng T C, Semiari O, Saad W, Bennis M. Integrated communications and control co-design for wireless vehicular platoon

- systems. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC). Kansas City, USA: IEEE, 2018. 1–6
- 51 Licea D B, Ghogho M, Saska M. When robotics meets wireless communications: An introductory tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 2024, **112**(2): 140–177
 - 52 Oyekanlu E A, Smith A C, Thomas W P, Mulroy G, Hitesh D, Ramsey M, et al. A review of recent advances in automated guided vehicle technologies: Integration challenges and research areas for 5G-based smart manufacturing applications. *IEEE Access*, 2020, **8**: 202312–202353
 - 53 Gatsis K, Ribeiro A, Pappas G J. State-based communication design for wireless control systems. In: Proceedings of the 55th Conference on Decision and Control (CDC). Las Vegas, USA: IEEE, 2016. 129–134
 - 54 Gatsis K, Hassani H, Pappas G J. Latency-reliability tradeoffs for state estimation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2021, **66**(3): 1009–1023
 - 55 Tatikonda S, Mitter S. Control under communication constraints. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, **49**(7): 1056–1068
 - 56 Tayade S, Rost P, Maeder A, Schotten H D. Impact of short blocklength coding on stability of an AGV control system in industry 4.0. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Dublin, Ireland: IEEE, 2020. 1–6
 - 57 Kaul S, Yates R, Gruteser M. Real-time status: How often should one update? In: Proceedings of the IEEE INFOCOM. Orlando, USA: IEEE, 2012. 2731–2735
 - 58 Ren C, Chen C L, Li P Z, Guan X P. Communication and computation resource allocation for digital twin in IIoT systems. In: Proceedings of the China Automation Congress (CAC). Beijing, China: IEEE, 2021. 7364–7369
 - 59 Damigos G, Lindgren T, Nikolakopoulos G. Toward 5G edge computing for enabling autonomous aerial vehicles. *IEEE Access*, 2023, **11**: 3926–3941
 - 60 Wang J, Feng D Q, Zhang S L, Liu A, Xia X G. Joint computation offloading and resource allocation for MEC-enabled IIoT systems with imperfect CSI. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, **8**(5): 3462–3475
 - 61 Liu C F, Bennis M, Debbah M, Poor H V. Dynamic task offloading and resource allocation for ultra-reliable low-latency edge computing. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, **67**(6): 4132–4150
 - 62 Xiong Z H, Kang J W, Niyato D, Wang P, Poor H V. Cloud/edge computing service management in blockchain networks: Multi-leader multi-follower game-based ADMM for pricing. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2020, **13**(2): 356–367
 - 63 Ye Q, Shi W S, Qu K G, He H L, Zhuang W H, Shen X M. Joint RAN slicing and computation offloading for autonomous vehicular networks: A learning-assisted hierarchical approach. *IEEE Open Journal of Vehicular Technology*, 2021, **2**: 272–288
 - 64 Zhou C Y, Liu J Y, Qu K G, Sheng M, Li J D, Zhuang W H. Delay-aware UAV computation offloading and communication assistance for post-disaster rescue. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, **23**(12): 19110–19125
 - 65 Taami T, Krug S, O’Nils M. Experimental characterization of latency in distributed IIoT systems with cloud fog offloading. In: Proceedings of the 15th IEEE International Workshop on Factory Communication Systems (WFCS). Sundsvall, Sweden: IEEE, 2019. 1–4
 - 66 Fan W H, Su Y, Liu J, Li S M, Huang W, Wu F, et al. Joint task offloading and resource allocation for vehicular edge computing based on V2I and V2V modes. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, **24**(4): 4277–4292
 - 67 Zhang F, Han G J, Liu L, Zhang Y, Peng Y, Li C. Cooperative partial task offloading and resource allocation for IIoT based on decentralized multiagent deep reinforcement learning. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(3): 5526–5544
 - 68 Li Y J, Huynh D V, Nguyen V L, Ha D B, Zepernick H J, Duong T Q. Multiagent UAV-aided URLLC mobile edge computing systems: A joint communication and computation optimization approach. *IEEE Systems Journal*, 2024, **18**(4): 1828–1838
 - 69 Zeng S, Huang X H, Li D D. Joint communication and computation cooperation in wireless-powered mobile-edge computing networks with NOMA. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(11): 9849–9862
 - 70 Zhu N Y, Xu X D, Han S J, Lv S Y. Sleep-scheduling and joint computation-communication resource allocation in MEC networks for 5G IIoT. In: Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Nanjing, China: IEEE, 2021. 1–7
 - 71 Zhao Z X, Yang Z H, Pham Q V, Yang Q Q, Zhang Z Y. Semantic communication with probability graph: A joint communication and computation design. In: Proceedings of the 98th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Fall). Hong Kong, China: IEEE, 2023. 1–5
 - 72 Do-Duy T, Huynh D V, Dobre O A, Canberk B, Duong T Q. Digital twin-aided intelligent offloading with edge selection in mobile edge computing. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, **11**(4): 806–810
 - 73 Huynh D V, Khosravirad S R, Cotton S L, Vu T X, Dobre O A, Shin H, et al. Joint sensing, communications, and computing design for 6G URLLC service-oriented MEC networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(20): 32429–32439
 - 74 Shang C, Sun Y, Luo H, Guizani M. Computation offloading and resource allocation in NOMA-MEC: A deep reinforcement learning approach. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(17): 15464–15476
 - 75 Chen Y S, Hsu C S, Hung H C. Optimizing communication and computational resource allocations in network slicing using twin-GAN-based DRL for 5G hybrid C-RAN. *Computer Communications*, 2023, **200**: 66–85
 - 76 Chen X F, Wu C, Chen T, Liu Z, Zhang H G, Bennis M, et al. Information freshness-aware task offloading in air-ground integrated edge computing systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, **40**(1): 243–258
 - 77 Jiang W W, Ai B, Li M S, Wu W, Pei Y Y, Shen X M. Aerial-IRSs-assisted energy-efficient task offloading and computing. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, **11**(11): 20178–20193
 - 78 Zhu J H, Gong J. Online scheduling of transmission and processing for AoI minimization with edge computing. arXiv preprint arXiv: 2202.06193, 2022.
 - 79 Huang N, Dou C L, Wu Y, Qian L P, Lu R X. Energy-efficient integrated sensing and communication: A multi-access edge computing design. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, **12**(12): 2053–2057
 - 80 Li M S, Cheng N, Gao J, Wang Y L, Zhao L, Shen X M. Energy-efficient UAV-assisted mobile edge computing: Resource allocation and trajectory optimization. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(3): 3424–3438
 - 81 Tran-Dang H, Kim D S. Dynamic collaborative task offloading for delay minimization in the heterogeneous fog computing systems. *Journal of Communications and Networks*, 2023, **25**(2): 244–252
 - 82 Huang N, Wang T S, Wu Y, Wu Q Q, Quek T Q S. Integ-

- rated sensing and communication assisted mobile edge computing: An energy-efficient design via intelligent reflecting surface. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, **11**(10): 2085–2089
- 83 Huang N, Dou C L, Wu Y, Qian L P, Lin B, Zhou H B, et al. Mobile edge computing aided integrated sensing and communication with short-packet transmissions. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, **23**(7): 7759–7774
- 84 van Huynh D, Nguyen V D, Chatzinotas S, Khosravirad S R, Poor H V, Duong T Q. Joint communication and computation offloading for ultra-reliable and low-latency with multi-tier computing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(2): 521–537
- 85 Sun F, Zhang Z J, Chang X L, Zhu K G. Toward heterogeneous environment: Lyapunov-orientated imphetero reinforcement learning for task offloading. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2023, **20**(2): 1572–1586
- 86 Luo Q Y, Luan T H, Shi W S, Fan P Z. Deep reinforcement learning based computation offloading and trajectory planning for multi-UAV cooperative target search. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(2): 504–520
- 87 Paul S K, Chowdhury M T, Nicolescu M, Nicolescu M, Seifer D F. Object detection and pose estimation from RGB and depth data for real-time, adaptive robotic grasping. In: Proceedings of the IPCV'20, HIMS'0, BIOCAMP'20, and BIOENG'20. Cham, Germany: Springer, 2021. 121–142
- 88 Heins T, Glebke R, Stoffers M, Gurumurthy S, Heesemann J, Josevski M, et al. Delay-aware model predictive control for fast frequency control. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm). Glasgow, United Kingdom: IEEE, 2023. 1–7
- 89 Yang J Z, Wu Q X, Li S N, Ye Y J, Luo C F. Integrated modeling and control optimization of biped wheel-legged robot. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025, **10**(2): 1465–1472
- 90 Elsafi A, Elhag A A M, Gabralla L A, Ahmed A, Ibrahim A O. Extending DDPG with physics-informed constraints for energy-efficient robotic control. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2025, **145**(1): 621–647
- 91 Cheng Y X, Liu Z J, Chen Q B, Liang C C. A delay-aware edge computing and power control scheme in NOMA-enabled cognitive radio networks. In: Proceedings of the 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall). Honolulu, USA: IEEE, 2019. 1–5
- 92 Yuan Q, Li J L, Zhou H B, Lin T, Luo G Y, Shen X M. A joint service migration and mobility optimization approach for vehicular edge computing. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, **69**(8): 9041–9052
- 93 Xu C, Tang Z X, Yu H B, Zeng P, Kong L H. Digital twin-driven collaborative scheduling for heterogeneous task and edge-end resource via multi-agent deep reinforcement learning. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(10): 3056–3069
- 94 Liu J J, Lu Y L, Wu H, Ai B, Jamalipour A, Zhang Y. Joint task coding and transfer optimization for edge computing power networks. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2025, **12**(4): 2783–2796
- 95 Jiang F S, Ren Y, Xiao Y Y, Zhang Y, Li B, Xia Q. Battery degradation-aware vehicle routing problem for heterogeneous electric vertical takeoff and landing aircraft delivery fleets. *Energy Conversion and Management*, 2026, **348**: Article No. 120778
- 96 Kehoe B, Patil S, Abbeel P, Goldberg K. A survey of research on cloud robotics and automation. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2015, **12**(2): 398–409
- 97 Gan Y H, Zhang B, Shao J W, Han Z, Li A, Dai X Z. Embodied intelligence: Bionic robot controller integrating environment perception, autonomous planning, and motion control. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, **9**(5): 4559–4566
- 98 Ren L, Dong J B, Liu S, Zhang L, Wang L H. Embodied intelligence toward future smart manufacturing in the era of AI foundation model. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025, **30**(4): 2632–2642
- 99 Li L X, Li Y C, Zhang X T, He Y H, Yang J J, Tian B, et al. Embodied intelligence in mining: Leveraging multi-modal large language models for autonomous driving in mines. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, **9**(5): 4831–4834
- 100 Song Y X, Sun P L, Liu H Y, Li Z X, Song W, Xiao Y H, et al. Scene-driven multimodal knowledge graph construction for embodied AI. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, **36**(11): 6962–6976
- 101 Xing E P, Ho Q, Dai W, Kim J K, Wei J L, Lee S, et al. Petuum: A new platform for distributed machine learning on big data. *IEEE Transactions on Big Data*, 2015, **1**(2): 49–67
- 102 Wu H M, Zhang Z R, Guan C, Wolter K, Xu M X. Collaborate edge and cloud computing with distributed deep learning for smart city internet of things. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, **7**(9): 8099–8110
- 103 Hosseinalipour S, Brinton C G, Aggarwal V, Dai H Y, Chiang M. From federated to fog learning: Distributed machine learning over heterogeneous wireless networks. *IEEE Communications Magazine*, 2020, **58**(12): 41–47
- 104 Balogh M, Vidacs A, Fehér G, Maliosz M, Horváth M Á, Reider N, et al. Cloud-controlled autonomous mobile robot platform. In: Proceedings of the 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Helsinki, Finland: IEEE, 2021. 1–6
- 105 Grosjean L, Sachs J, Ansari J, Reider N, Herranz H A, Holmberg C. A framework for communication-compute-control co-design in cyber-physical systems. *Electronics*, 2025, **14**(5): Article No. 864
- 106 Xia C Q, Liu Y Q, Xia T H, Jin X, Xu C, Zeng P. Control-communication-computing co-design in cyber-physical production system. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(6): 5194–5204
- 107 Yao J C, Xu W, Zhu G X, Huang K B, Cui S G. Energy-efficient edge inference in integrated sensing, communication, and computation networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3580–3595
- 108 Tang Q Q, Yang Y T, Cui J Y, Xie R C, Huang T, Chen T J, et al. SeCo4: Co-design of sensing, communication, and computing for intelligent control in industrial cyber-physical systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3362–3378
- 109 Fresa A, Ferrarese N, Liu Y, Ferizbegovic M, Herranz H A. Profiling- and learning-based co-design of communication and compute in scalable robotics. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3519–3531
- 110 Ho T M, Nguyen K K, Cheriet M. AI-powered digital twins for robotic control in 5G-enabled industrial automation. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3347–3361
- 111 Zhang P, Yang H, Feng Z Y, Cui Y P, Dai J C, Qin X Q, et al. Toward intelligent and efficient 6G networks: JCSC enabled on-purpose machine communications. *IEEE Wireless Communications*, 2023, **30**(1): 150–157
- 112 Ibarra L P O, Gutierrez D G, Cavalcanti D, Barragan H C. Observers and predictors for wireless time-sensitive control

- loops. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Factory Communication Systems (WFCS). Porto, Portugal: IEEE, 2020. 1–7
- 113 Zhang Y C, Hu J, Min G Y. Digital twin-driven intelligent task offloading for collaborative mobile edge computing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(10): 3034–3045
- 114 van Huynh D, Nguyen V D, Khosravirad S R, Karagiannidis G K, Duong T Q. Distributed communication and computation resource management for digital twin-aided edge computing with short-packet communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, **41**(10): 3008–3021
- 115 Fang X R, Lei C L Y, Feng W, Chen Y F, Xiao M, Ge N, et al. Sensing-communication-computing-control closed-loop optimization for 6G digital twin-empowered robotic systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3330–3346
- 116 Yuan X M, Tian H S, Zhang X L, Du H Y, Zhang N, Huang K B, et al. Digital twin-driven MADRL approaches for communication-computing-control co-optimization. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3596–3611
- 117 Chen Y N, Wu D, Hou B B, Zhou L, Sari H. Exploring accurate monitoring for massive IIoT: A digital twin-enabled hierarchical scheme. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, **43**(10): 3472–3486
- 118 Baxi A, Eisen M, Sudhakaran S, Oboril F, Murthy G S, Mageshkumar V S, et al. Towards factory-scale edge robotic systems: Challenges and research directions. *IEEE Internet of Things Magazine*, 2022, **5**(3): 26–31
- 119 Merwaday A, Vannithamby R, Eisen M, Sudhakaran S, Cavalcanti D A, Frasca V. Communication-control co-design for robotic manipulation in 5G industrial IoT. In: Proceedings of the 21st International Conference on Industrial Informatics (INDIN). Lemgo, Germany: IEEE, 2023. 1–6
- 120 Sudhakaran S, Ali I, Eisen M, Perez-Ramirez J, Cazan C, Frasca V, et al. Zero-delay roaming for mobile robots enabled by wireless TSN redundancy. In: Proceedings of the 19th International Conference on Factory Communication Systems (WFCS). Pavia, Italy: IEEE, 2023. 1–8
- 121 Damigos G, Saradagi A, Sandberg S, Nikolakopoulos G. Environmental awareness dynamic 5G QoS for retaining real time constraints in robotic applications. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Yokohama, Japan: IEEE, 2024. 12069–12075
- 122 Eisen M, Shukla S, Cavalcanti D, Baxi A S. Communication-control co-design in wireless edge industrial systems. In: Proceedings of the 18th International Conference on Factory Communication Systems (WFCS). Pavia, Italy: IEEE, 2022. 1–8
- 123 Alameddine H A, Sharafeddine S, Sebbah S, Ayoubi S, Assi C. Dynamic task offloading and scheduling for low-latency IoT services in multi-access edge computing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, **37**(3): 668–682
- 124 Camisa A, Notarnicola I, Notarstefano G. Distributed primal decomposition for large-scale MILPs. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, **67**(1): 413–420
- 125 Urbaniak D, Damsgaard S B, Zhang W F, Rosell J, Suárez R, Suppa M. Distributed control for collaborative robotic systems using 5G edge computing. *IEEE Access*, 2024, **12**: 148706–148718
- 126 Lv H H, Pang Z B, Bengtsson A, Nilsson S, Isaksson A J, Yang G. Latency-aware control for wireless cloud-fog automation: Framework and case study. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 5400–5410
- 127 Wang Yao-Nan, Jiang Yi-Ming, Jiang Jiao, Zhang Hui, Tan

Hao-Ran, Peng Wei-Xing, et al. Key technologies of robot perception and control and its intelligent manufacturing applications. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 494–513 (王耀南, 江一鸣, 姜娇, 张辉, 谭浩然, 彭伟星, 等. 机器人感知与控制关键技术及其智能制造应用. 自动化学报, 2023, **49**(3): 494–513)

- 128 Wang Yao-Nan, Xie He, Deng Jing-Dan, Mao Jian-Xu, Li Wen-Long, Zhang Hui. Overview of key technologies for measurement robots in intelligent manufacturing. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, **60**(16): 1–18 (王耀南, 谢核, 邓晶丹, 毛建旭, 李文龙, 张辉. 智能制造测量机器人关键技术研究综述. 机械工程学报, 2024, **60**(16): 1–18)



何佳闻 湖南大学人工智能与机器人学院博士研究生。2022 年获得中南大学硕士学位。主要研究方向为集群机器人的通信-控制-计算联合系统优化, 机器人网络化技术研究。

E-mail: hjwdaxia@hnu.edu.cn

(**HE Jia-Wen** Ph.D. candidate at

the School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University. He received his master degree from Central South University in 2022. His research interests include the joint system optimization of communication-control-computation for clustered robots and the study of robotic networking technologies.)



颜志 湖南大学电气与信息工程学院教授。2012 年获得北京邮电大学博士学位。主要研究方向为无线通信系统 (5G/6G) 的新理论与技术, 机器人通信与组网。本文通信作者。

E-mail: yanzhi@hnu.edu.cn

(**YAN Zhi** Professor at the Col-

lege of Electrical and Information Engineering, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications in 2012. His research interests include new theories and technologies in wireless communication systems (5G/6G) and robot communication and networking. Corresponding author of this paper.)



王耀南 中国工程院院士, 湖南大学人工智能与机器人学院教授。1995 年获得湖南大学博士学位。主要研究方向为机器人学, 智能控制和图像处理。

E-mail: yaonan@hnu.edu.cn

(**WANG Yao-Nan** Academician at Chinese Academy of Engineering,

professor at the School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University. He received his Ph.D. degree from Hunan University in 1995. His research interests include robotics, intelligent control, and image processing.)



江一鸣 湖南大学人工智能与机器人学院教授. 主要研究方向为多机器人协同控制及应用.

E-mail: ymjiang@hnu.edu.cn

(JIANG Yi-Ming Professor at the School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University. His re-

search interests include multiple robots cooperative control and its application.)



王 涛 湖南大学人工智能与机器人学院博士研究生. 2023 年获得北京信息科技大学硕士学位. 主要研究方向为边缘计算, 云-边-端协作和传输与计算一体化.

E-mail: wangtao565@hnu.edu.cn

(WANG Tao Ph.D. candidate at

the School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University. He received his master degree from Beijing Information Science and Technology University in 2023. His research interests include edge computing, cloud-edge-end collaboration, and integrated transmission and computing.)



贺文斌 湖南大学人工智能与机器人学院博士后. 主要研究方向为机器人作业状态感知、检测与故障诊断.

E-mail: hwenbin@hnu.edu.cn

(HE Wen-Bin Postdoctor at the School of Artificial Intelligence and Robotics, Hunan University. His re-

search interests include robotic operation condition perception, detection, and fault diagnosis.)



方 峥 中国移动通信集团湖南有限公司高级工程师. 2023 年获得北京大学博士学位. 主要研究方向为机器人先进传感器与电子器件.

E-mail: fangzheng@hn.chinamobile.com

(FANG Zheng Senior engineer at

China Mobile Communications Group Hunan Company Limited. He received his Ph.D. degree from Peking University in 2023. His research interests include advanced sensors and electronic devices for robotics.)