

从工业智能到工业具身智能：“通-感-算-控”的协同演进

王健全^{1,2}, 张容熙^{1,2}, 张荣辉^{1,2}, 马彰超^{1,2}, 孙雷^{1,2}, 陈娜^{1,2}

(1. 北京科技大学工业确定性网络与智能协同控制北京市重点实验室, 北京 100083; 2. 北京科技大学自动化学院, 北京 100083)

摘要: 制造系统正朝柔性化、智能化与自主化方向快速发展, 工业智能已从数据处理为中心转向强调物理交互与实时闭环的工业具身智能。针对现有综述对通信、感知、计算与控制实时闭环场景下协同耦合关系关注不足的问题, 本文以“通-感-算-控”协同演进为主线, 将工业具身智能抽象为由信息传输、状态感知、环境认知与物理执行构成的闭环系统, 系统梳理确定性通信、通感一体化、多模态感知、边缘智能、云边端协同、具身大模型轻量化部署以及算控闭环等关键技术。重点揭示确定性网络如何支撑分布式感知与实时控制, 通感融合如何推动环境感知从离散监测走向连续语义建图, 感算共融如何实现多模态数据的近源认知处理, 算控闭环如何保障数字决策到物理执行的稳定映射。在此基础上, 进一步归纳跨层标准化、数据对齐、多智能体协同与安全保障等关键挑战, 并展望工业具身智能的后续研究方向。

关键词: 工业具身智能; 确定性通信; 通感一体化; 感算共融; 算控闭环

中图分类号: TP2; TN91

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000

Co-Evolution of Communication, Sensing, Computing, and Control for Industrial Embodied Intelligence

Wang Jianquan^{1,2}, Zhang Rongxi^{1,2}, Zhang Ronghui^{1,2}, Ma Zhangchao^{1,2}, Sun Lei^{1,2}, Chen Na^{1,2}

1. Beijing Key Laboratory of Industrial Deterministic Networking and Intelligent Collaborative Control, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

2. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract: As manufacturing moves toward flexibility, intelligence, and autonomy, industrial intelligence is shifting from data-centric processing to industrial embodied intelligence with real-time physical closed loops. Addressing the lack of focus on the synergistic coupling of communication, sensing, computing, and control in such scenarios, this paper takes their co-evolution as the main line. It abstracts industrial embodied intelligence as a closed-loop system of information transmission, state sensing, environmental cognition, and physical execution, systematically reviewing key enabling technologies. It reveals how deterministic networking supports distributed sensing and real-time control, how integrated sensing and communication enables continuous semantic mapping, how sensing-computing fusion allows near-source multi-modal cognition, and how the computing-control loop ensures stable mapping from digital decisions to physical execution. Key challenges in cross-layer standardization, data alignment, multi-agent collaboration, and security are further summarized, and future research directions are outlined.

Key words: industrial embodied intelligence, deterministic communication, integrated sensing and communication, inte-

收稿日期: 2026-06-23; 修回日期: 2026-08-12

通信作者: 张荣辉, zhangrh@ustb.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.92567203, No.U25A20433, No.62471069); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No.FRF-TP-26-112)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.92567203, No.U25A20433, No.62471069), Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.FRF-TP-26-112)

grated sensing and computing, computing-control closed loop

0 引言

工业智能正经历从数据驱动向环境交互驱动的深刻范式跃迁。当前工业智能以数据处理为中心,强调感知、决策与执行的线性串联,面临重计算轻交互的核心瓶颈。工业具身智能作为一种能够主动感知物理世界并与之进行多模态交互的新范式,将智能体嵌入物理系统,通过实时闭环交互实现自主适应与精准操控,被认为是未来工业系统中重要的技术方向^[1-2]。这一范式转换的深层动力源于制造业向多品种、小批量、定制化柔性生产模式的转型需求——当产线多品类混流与工艺无序非标成为新常态,传统“感知-执行”分离架构已难以支撑复杂工艺的动态适应与精度保障^[3-4],这一演进过程如图1所示。

图1进一步表明,“通-感-算-控”并非四类技术模块的简单并列,而是在工业约束牵引下形成的正向支撑与反馈调节关系。其中,确定性通信提供

统一时空基准,通感融合增强现场状态获取,感算共融支撑近源认知处理,算控闭环则将数字决策映射为物理执行,并通过控制结果反向调节网络、感知与计算资源。

从工业智能向工业具身智能演进的本质是信息流与控制流在制造系统中逐步融合。从早期刚性编程的自动化,到数字化阶段传感数据的规模化采集,再到网络化阶段工业互联网与物联网技术逐步打通设备、系统与流程之间的信息通道^[5],每一阶段都在缩短感知与执行之间的距离。然而,当前智能化阶段的主流范式仍以离线训练的深度学习模型为核心,模型部署后以开环方式运行,缺乏与物理环境的实时反馈闭环^[6]。具身智能的引入旨在弥合这一断裂——它要求智能体拥有物理实体,在多模态感知与持续交互中自主生成并调整行为策略^[7-8]。在此基础上,工业具身智能可视为具身智能在工业制造场景中的专门化形态。二者共享物理实体、多

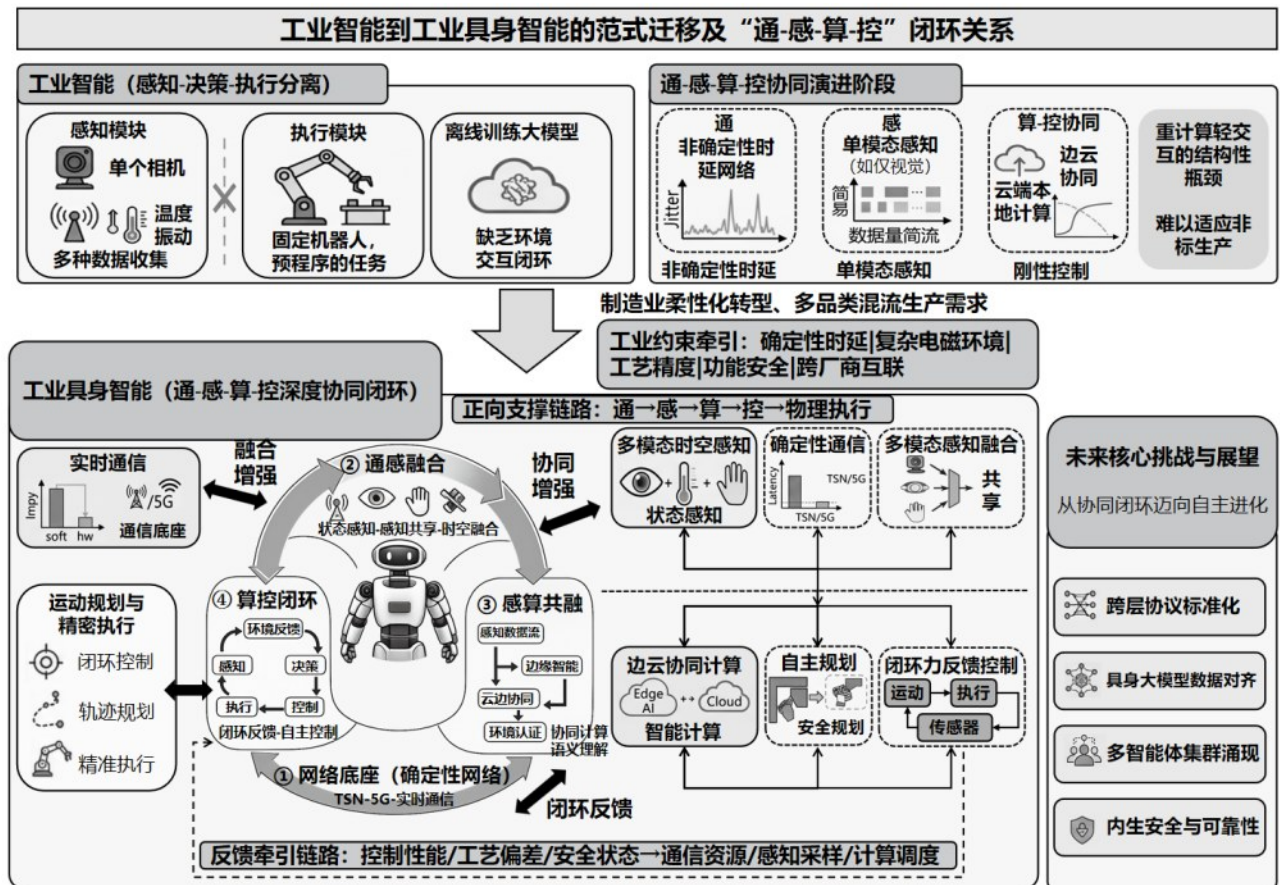


图1 工业智能到工业具身智能的范式迁移及“通-感-算-控”闭环关系

模态感知、环境交互与行动反馈等基本内核,但工业具身智能进一步受到生产节拍、工艺精度、实时控制、功能安全与设备互联等工业约束的共同作用。因此,工业具身智能并不是将通用具身智能简单迁移至产线环境,而是面向真实制造系统的时空确定性、工艺一致性和闭环安全性要求,对感知、认知、决策与执行链路进行工程化重构后的特殊演化形态。

由此,工业具身智能的核心内涵可归结为三点:自主性,即从感知到执行的完整闭环能力^[9-10];多模态交互,即融合视觉、力觉、触觉等异构感知信息形成统一场景理解^[11-12];物理实体化,即以机器人或智能装备等实体形态嵌入生产环境,使身体形态本身成为智能的组成部分^[13-14]。与通用具身智能相比,工业具身智能更强调智能行为与生产过程、工艺约束和安全边界之间的实时匹配,其目标不仅是实现环境交互,更是在可验证、可部署、可持续运行的工业闭环中实现自主适应与精准操控。因此,工业具身智能并非单一算法、单体机器人或孤立装备的智能化升级,而是面向真实生产环境的“感知—认知—决策—执行”全链路实时闭环系统。

需要指出的是,这一实时闭环并非发生在理想化环境中,而是嵌入真实产线的节拍、工艺和安全约束之中。工业现场常伴随金属遮挡、电磁干扰、设备异构和跨厂商互联,状态信息、语义表征和控制指令在传输与执行过程中均可能受到时延抖动、链路不稳定和接口不一致的影响;精密装配、协同搬运与高速检测等任务又要求系统同时满足工艺精度、功能安全 and 质量一致性。因此,工业具身智能所强调的闭环,不仅是感知、认知与执行之间的反馈关系,更是通信、感知、计算与控制在工业约束下形成的可部署、可验证协同。

然而,工业具身智能从概念走向产线部署,面临的关键瓶颈并不只在于模型能力不足,而在于通信、感知、计算与控制之间尚未形成面向实时闭环的系统级协同。区别于以离线分析或单点优化为主的工业智能,工业具身智能需要在动态生产环境中持续获取状态、理解场景、生成决策并驱动物理执行,其智能水平不仅取决于单个算法或装备的性能,更取决于各环节能否在统一时空约束下高效衔接。在这一闭环过程中,通信网络首先需要从单纯

的数据传输通道扩展为支撑多源感知、分布式计算与实时控制协同运行的网络底座,为状态信息、语义表征和控制指令的可靠流动提供基础。随着工业现场由刚性流程向柔性作业转变,环境状态获取也不再局限于离散传感数据的被动采集,而是逐步走向通信能力与感知能力协同设计的通感融合,使智能体能够在动态生产空间中形成连续、全域的场景理解。海量多模态感知数据的产生进一步要求计算能力向现场侧下沉,并与感知过程在数据处理、特征表达和语义理解等层面深度耦合,由此推动感知与计算从串行传递走向感算共融。最终,智能决策只有与控制周期、执行机构动态和物理安全约束保持一致,才能稳定作用于真实生产过程,这使计算与控制之间不再是简单的指令下发关系,而需要形成从数字认知到物理执行连续映射的算控闭环。由此可见,工业具身智能的落地不是通信、感知、计算、控制等单点能力的简单叠加,而是需要围绕物理执行目标,对实时闭环交互的信息传输、状态感知、环境认知与控制指令进行系统性重构。

基于上述认识,本文将工业具身智能的系统演进概括为“通-感-算-控”四类协同关系,其划分依据并非传统学科边界的简单并列,而是来源于工业具身闭环交互中的功能依赖关系与约束传递过程。具体而言,“通”面向信息传输与时间同步,是多源感知、边缘计算和实时控制能够在统一时空基准下协同运行的网络底座;“感”面向状态获取与环境表征,强调由离散传感监测走向通信辅助、多模态融合和连续语义建图;“算”面向环境认知与任务规划,要求计算能力向现场侧下沉,并与感知数据处理、语义理解和模型推理过程深度耦合;“控”面向物理执行与安全闭环,强调数字决策必须与控制周期、执行机构动态和工业安全边界保持一致。由此,“通-感-算-控”并不是对通信、感知、计算和控制技术的平行罗列,而是以物理执行闭环为牵引,将信息流、感知流、计算流与控制流纳入统一时空约束下的系统框架。

进一步地,四者之间也并非严格串行的流水线关系,而是正向支撑与反向牵引并存的闭环协同关系。从正向链路看,确定性通信为感知数据传输和控制指令下发提供低时延、高可靠的基础;通感融合为边缘认知提供时空连续的环境表征;感算共融将多模态数据转化为可用于任务规划和控制决策的

语义信息；算控闭环则将数字空间中的认知结果稳定映射为物理空间中的执行动作。从反馈链路看，控制性能、工艺偏差和安全状态又会反向影响感知采样频率、计算卸载策略和网络资源分配，使系统在持续交互中实现动态调整。因此，本文所提出的“通-感-算-控”框架本质上是面向工业具身智能实时闭环需求的协同演进框架。

在此背景下，如何从系统协同视角梳理工业具身智能的技术演进，成为现有综述需要进一步回应的问题。近年来，具身智能领域的综述类研究快速发展，已从通用具身智能框架、人形机器人载体、智能制造应用以及大模型赋能等方面形成了较为丰富的研究基础。代表性工作中，Sun等^[1]围绕感知体、认知体、行为体及环境交互构建了通用具身智能综述框架，系统梳理了具身智能的发展脉络、关键进展与未来挑战；Liu等^[8]从形态、动作、感知与学习的协同关系出发，强调身体、环境与智能行为之间的紧密耦合；Tao等^[15]面向人形机器人这一具身智能典型载体，综述了核心零部件、环境感知、步态控制、灵巧操作、具身大模型与人机共融等关键技术；Ren等^[16]则从AI基础模型赋能未来智能制造的角度，讨论了工业场景中具身智能的组成结构、典型特征、制造应用与实现挑战。上述研究为理解具身智能的基本内涵、关键技术与应用趋势提供了重要参考。为进一步明确本文与现有综述类研究的区别，表1从研究对象、组织框架、工业场景约束、技术覆盖范围、系统闭环能力及工业适配性等方面，对代表性具身智能综述及综述性前瞻文献进行比较。

由表1可见，现有综述已从通用具身智能理论、机器人载体、智能制造应用及大模型赋能等方面形成了较为完整的研究基础，但对工业具身智能中确定性通信、复杂现场感知、近源计算与安全控制闭环之间的耦合关系讨论仍相对不足。本文据此以“通-感-算-控”为组织主线，突出工业场景下信息传输、状态感知、环境认知与物理执行之间的实时闭环协同。

基于上述框架，本文的主要贡献可概括为以下三个方面。第一，从工业具身智能的实时闭环需求出发，明确其与通用具身智能之间的继承关系和工业化差异，指出确定性时延、工艺精度、功能安全与跨设备互联是其区别于通用具身智能的重要约

束。第二，提出“通-感-算-控”协同演进框架，将网络底座、通感融合、感算共融与算控闭环组织为由信息互联、状态感知、环境认知到物理执行的闭环系统，揭示四者之间由正向支撑到反馈牵引的协同关系。第三，围绕上述框架系统梳理确定性通信、通感一体化、多模态感知、边缘智能、云边端协同、具身大模型轻量化部署以及算控闭环等关键技术，并进一步归纳跨层标准化、数据对齐、多智能体协同与安全保障等核心挑战，展望工业具身智能从协同执行迈向自主进化的后续研究方向。

1 网络底座——面向具身智能的确定性通信基础设施

工业具身智能系统与物理世界的高频闭环交互，从根本上依赖于底层网络极低的时延与极高的可靠性。本章聚焦支撑具身系统的“网络底座”，首先界定工业具身智能对通信网络的苛刻时空需求，进而系统梳理时间敏感网络（Time-Sensitive Networking, TSN）、5G-Advanced（5G-A）及第六代移动通信系统（Sixth-Generation Mobile Communication System, 6G）等确定性通信技术的研究现状。通过深入探讨时间同步、流量整形等核心机制，以及面向具身控制的跨层协议设计，揭示如何构建一张保障有界时延与零丢包的使能网络，从而为后续的感知、计算与控制提供坚实的基础设施底座。

1.1 工业具身系统对通信网络的苛刻时空需求

工业具身智能体的闭环控制特性使其对通信网络的需求在时延、可靠性与时间同步三个维度上均突破了传统工业网络的承载边界。面向设备状态采集、过程监测与上层信息集成的非硬实时工业以太网及工业无线网络，多以周期性或事件触发的数据上报为主要业务形态，其时延约束通常处于毫秒至数十毫秒量级，部分非关键业务可通过缓存、重传或上层容错机制吸收一定的时延波动。然而，具身智能体需要实时感知动态环境、在边缘侧完成语义理解与运动规划、并向物理执行本体下发精准控制指令，控制回路的稳定性要求通信时延必须严格小于被控物理过程所允许的最大时延边界。以机器人关节的伺服控制为代表的工业运动场景为例，控制通信周期通常需进入亚毫秒至百微秒量级，EtherCAT等实时工业以太网可将不高于100 μ s的短周期

表 1 代表性具身智能综述及综述性前瞻文献与本文“通-感-算-控”框架的比较						
文献	文献类型	研究对象与主要场景	主要组织框架	工业场景约束关注	技术覆盖范围	系统闭环能力与工业适配
Sun 等 ^[1]	综合综述	通用具身智能系统，覆盖机器人、自动驾驶、智能制造等多个方向	感知体—认知体—行为体及环境交互框架	关注硬件基础、模型泛化、多模态融合、Sim2Real、伦理安全等通用挑战，工业应用作为重要场景之一被涉及	感知、认知、行为、仿真环境、大模型、物理智能与形态智能	强调感知、认知、行为与环境之间的动态反馈，具有较强基础性和综合性，但主要面向通用具身智能，对工业场景下确定性通信、工艺约束、跨设备互联和算控闭环展开不足
Liu 等 ^[8]	综合综述	通用具身智能与机器人智能	形态—动作—感知—学习协同框架	关注身体形态、环境交互、安全性及跨模块对齐问题，但对工业制造中的实时性、工艺精度和网络确定性约束讨论较少	形态智能、动作生成、感知学习、强化学习、机器人控制与跨模块耦合	强调身体、环境、动作和学习之间的耦合关系，突出形态和动作对智能生成的作用，但较少讨论工业网络底座、确定性时延和跨设备协同控制问题
Tao 等 ^[15]	机器人载体综述	人形机器人技术体系及其在智能制造、家庭服务、特殊服役环境等场景中的应用	核心零部件、环境感知与场景理解、步态控制与灵巧操作、具身智能与大模型、人机共融、操作系统与工具链	关注人形机器人的系统集成、运动稳定性、复杂应用环境、安全伦理和产业化问题	机器人硬件、环境感知、运动控制、灵巧操作、具身大模型、人机交互与仿真训练平台	强调人形机器人作为具身智能载体的软硬件协同与任务执行闭环，对机器人本体和关键部件分析充分，但对工业通信网络、通感融合和边缘感算协同关注较少
Ren 等 ^[16]	智能制造方向综述性前瞻	AI 基础模型时代的智能制造具身智能	AI 大脑、AI 小脑、身体和跨模态感知系统构成的 ABC 结构	关注柔性制造、个性化生产、动态环境、人机交互、协同智能和制造全生命周期应用	AI 基础模型、多模态交互、智能制造全生命周期应用、具身大模型与制造系统协同	与本文同样关注智能制造，但更侧重大模型赋能制造系统的能力拓展与应用愿景；本文进一步突出确定性通信、通感融合、感算共融与算控闭环之间的系统级耦合关系
本文	综述	面向真实工业环境的工业具身智能系统	“通-感-算-控”协同演进框架，即网络底座—通感融合—感算共融—算控闭环	重点关注确定性时延、复杂电磁环境、工艺精度、功能安全、跨厂商互联和工业部署约束	确定性通信、时间敏感网络/5G-Advanced/第六代移动通信系统、通感一体化、多模态感知、边缘智能、云边端协同、具身大模型轻量化部署和算控闭环	强调信息传输、状态感知、环境认知和物理执行之间的正向支撑与反馈牵引，突出面向工业具身智能的跨层协同、闭环稳定和工程适配性

作为典型工程设计目标^[17]，TSN 则通过时间同步与时间感知调度为时间触发业务提供确定性传输保障^[18]，任何超界的时延抖动都可能导致运动失稳甚至安全事故。与此同时，工业具身系统常部署于高危或不可达环境，通信链路的中断或丢包将直接造成感知盲区与控制失效，对网络可靠性提出了 99.999% 乃至更高的要求^[19-20]。此外，多智能体协同操作与分布式感知依赖全网节点共享统一的时间

基准，时间同步精度需达到纳秒级以支撑协同运动规划与确定性调度^[21-22]。上述需求在工业现场复杂的电磁环境、设备移动性与非视距传播条件下更难以满足——信道的高度时变与非平稳特性^[23]以及终端设备的强异构性^[24]要求网络不仅要提供确定性的传输保障，还需具备差异化的服务能力。工业具身系统对通信网络的本质需求可概括为有界低时延、超高可靠与精准时间同步的一体化满足，这构

成了确定性通信技术研究的直接驱动力。

1.2 确定性通信网络的研究现状与关键技术

确定性通信网络指能够为数据流提供有界时延、有界抖动和零拥塞丢包传输保障的通信基础设施,其研究沿有线和无线两条主线并行推进。有线侧以 IEEE 802.1 时间敏感网络为核心,无线侧则聚焦于 5G-Advanced 与 6G 系统中的超可靠低时延通信增强,二者通过系统集成逐步形成面向工业具身智能的统一确定性底座。

1.2.1 TSN:面向工业具身闭环控制的有线确定性骨干

在本文“通-感-算-控”框架中,TSN 对应“通”的有线侧基础支撑。工业具身系统中的传感器、边缘控制器与执行机构需要在统一时间基准下完成状态采集、计算结果回传和控制指令下发,因此,TSN 的作用并非单纯提升以太网传输性能,而是为“感知同步—计算调度—控制执行”链路提供可验证的时间确定性。

TSN 是在 IEEE 802.1 音视频桥接技术基础上发展形成的一套以太网增强标准体系,通过时间同步、时间感知整形、循环排队与转发以及帧复制与消除等核心机制为二层网络注入确定性能力^[18,25]。面向工业自动化场景的实际部署,还需满足 IEC/IEEE 60802 所定义的配置规范与互操作要求^[26]。围绕 IEEE 802.1Qbv 门控调度的调度表合成问题,研究者提出了整数线性规划、可满足性模理论与启发式搜索等多种方法,在调度成功率与计算效率间寻求平衡^[18]。循环排队与转发机制因无需集中式门控配置而更适配动态工业场景,但其在线增量调度仍面临响应延迟与资源冲突的挑战^[27]。IEEE 802.1CB 通过冗余路径传输保障可靠性,但冗余路径数与调度成功率的耦合关系尚待厘清^[28]。实验验证表明,合理配置的 TSN 网络可在典型工业测试床上实现微秒级时延与零丢包传输^[18],但大规模组网时门控列表配置的复杂性仍是制约其深入部署的关键瓶颈^[29]。

总体来看,现有 TSN 调度方法在确定性保障能力与工程可扩展性之间存在明显权衡。基于整数线性规划和可满足性模理论的方法能够提供更强的最优性或可验证性保证,适用于网络规模可控、业务模式较稳定的关键工业场景;启发式与学习驱动方法则更适合动态业务注入、拓扑变化频繁或大规

模组网条件,但其性能上界与可解释性相对较弱。对于工业具身智能而言,未来更具现实意义的方向并非单纯追求离线最优调度,而是在可验证性、在线重配置能力与跨厂商互操作性之间寻求平衡。因此,本文关注 TSN 的重点并不在于展开一般意义上的工业以太网调度综述,而在于说明其如何为多源感知同步、边缘计算调度和控制流可靠下发提供确定性网络支撑。

1.2.2 5G/5G-A/6G 超可靠低时延通信的研究现状

无线侧,3GPP 自 Release 15 起引入超可靠低时延通信(Ultra-Reliable and Low-Latency Communications, URLLC)服务类别,目标为 99.999% 可靠性与 1 ms 用户面时延^[19],后续版本通过上行免调度、下行重复传输与时间敏感通信辅助等功能持续增强确定性能力^[30-31]。此外,面向工业自动化与垂直行业的通信需求已在 3GPP TR 22.804 中得到系统化定义,为工业控制与高可靠低时延业务提供了场景化需求依据^[32]。5G 与 TSN 的融合集成是当前研究的核心议题——3GPP 将 5G 系统定义为 TSN 逻辑网桥,使其能够参与 TSN 域的时钟同步与流调度^[33-34]。研究表明,通过 5G 侧多配置授权子帧结构与 TSN 侧信息年龄感知注入决策的联合优化,可显著提升端到端确定性传输的流成功率^[35-36]。面向 6G 的 URLLC 增强从物理层与架构层同步展开:短包传输、非正交多址及无蜂窝大规模多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO)等技术在有限块长条件下有效提升了可靠性与频谱效率^[20,37-39];面向特殊用途工业物联网的 6G 功能架构则集成了无线环境控制、业务预测与主动资源管理等模块^[40]。更为前沿的是,6G 与人工智能的深度融合正推动确定性通信从协议优化走向认知增强——通信与人工智能融合(Convergence of Communication and Artificial Intelligence, ComAI)等新范式将语义通信与大模型决策嵌入网络协议栈^[41],生成式 AI 亦被用于 URLLC 资源分配中以扩散模型联合优化功率控制与解码误差概率^[42]。

与 TSN 相比,5G-A/6G 在移动性支持、灵活部署和跨区域连接方面更具优势,但无线信道的随机性决定了其确定性保障更多依赖资源冗余、跨层优化与智能调度;而 TSN 在时钟同步、时延上界分析和局域闭环控制方面更成熟,却面临配置复杂度高和动态适应性不足的问题。因此,工业具身智能

的网络底座更可能走向有线—无线融合,而非单一技术路径的替代。

从分层架构看,TSN主要在链路层提供局域范围内的确定性调度与时间同步能力,确定性网络(Deterministic Networking, DetNet)则在网络层面向跨域和广域场景扩展有界时延与高可靠传输机制,而5G/5G-A/6G URLLC提供了无线接入侧的低时延高可靠连接能力。三者并非替代关系,而是共同构成工业具身智能“有线局域—无线接入—跨域互联”一体化确定性底座的不同层级支撑。确定性通信网络的技术体系与演进脉络如图2所示。

1.3 时间同步与流量整形:保障有界时延与零丢包的核心机制

全域精准时间同步为确定性调度提供统一的时间基准,流量整形与调度机制则为关键数据流提供有界时延的传输服务,二者共同构成确定性通信的技术支柱。

TSN采用IEEE 802.1AS广义精确时间协议实现亚微秒级同步,通过主时钟选举、链路时延测量和时间戳传递在全网建立统一时钟。工业无线场景中的时间同步面临节点移动、时延抖动与能量受限等附加约束,研究者为此提出了基于事件触发的一致性时钟同步方案——利用低通滤波估计相对时钟偏斜以抵抗通信时延,并通过事件触发机制减少同步消息交互,在保证精度的同时显著降低通信开销^[43]。在5G-TSN融合场景中,5G系统需将TSN

域的主时钟信息透明传递至终端侧,并处理多gNB竞争与移动性引入的同步抖动。改进后的同步机制已在500 m×500 m工业场景仿真中实现约1 μs级同步精度^[22],而面向6G的弹性同步方案进一步引入热备份主时钟机制以实现故障时的毫秒级切换^[21]。

流量整形方面,IEEE 802.1Qbv时间感知整形器通过门控列表周期性开关优先级队列,为时间关键流预留无竞争的传输窗口。然而门控列表的合成属NP难问题,在异构链路速率网络中,统一周期设置将导致高速链路资源的严重浪费。多周期循环排队与转发机制为此提供了解决思路——允许不同链路采用差异化周期长度,并结合图深度强化学习提取网络拓扑空间特征以优化调度决策^[44]。确定性保障的边界正从局域网向广域网乃至星地融合网络拓展:DetWAN框架引入截止期曲线刻画非周期性业务的确定性需求,以分布式多智能体深度强化学习联合优化路由选择与逐跳截止期预算^[45]。从体系结构角度看,此类研究可被视为DetNet架构在广域环境中的扩展,其核心目标是在网络域内实现有界时延与极低丢包率的确定性传输^[46]。卫星-地面融合网络则通过遗传算法适配资源与深度强化学习差异化调度的协同设计,优化异构网络的服务流传输时延^[47]。

1.4 面向具身控制的跨层网络协议设计与资源保障

传统分层协议栈的设计原则——各层独立、接

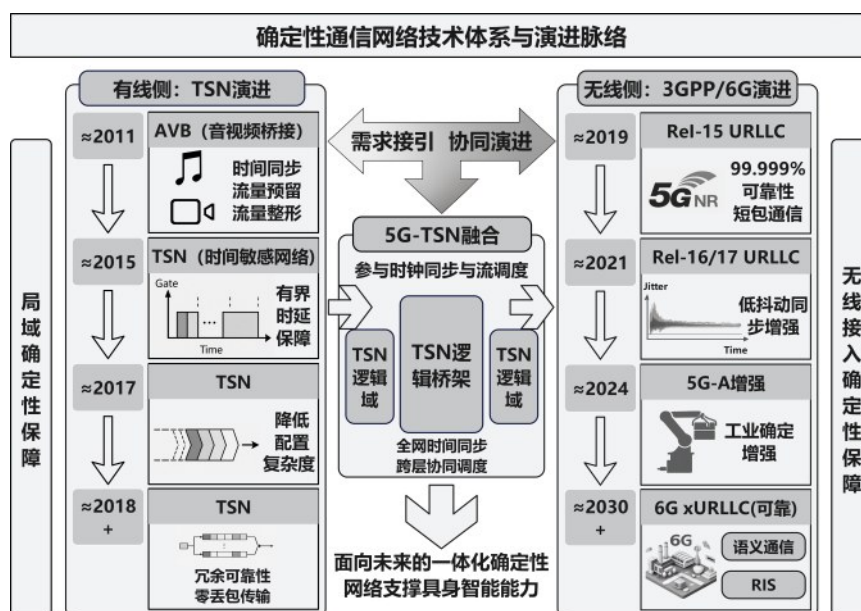


图2 确定性通信网络技术体系与演进脉络图

口透明——难以满足工业具身控制对通信与控制深度协同的需求。面向工业具身控制的跨层协议设计可归纳为三类典型目标：其一是利用物理层信息增强安全能力，其二是通过跨层反馈优化传输与接入性能，其三是控制任务与信息时效为目标实现智能化资源调度。下文据此进行系统梳理。总体而言，闭环控制要求网络资源分配与控制任务需求之间建立精准的对齐关系，这驱动了跨层协议设计从理论探索走向应用实践。

物理层信道状态信息因其唯一性与实时随机性，可被上层安全协议利用以增强密钥协商的安全性。研究者提出的跨层认证与密钥协商协议融合信道状态信息与上层加密操作，在显著降低计算与通信开销的同时获得了可证明的安全性^[48]。面向工业具身控制的跨层协议总体架构如图3所示，该架构体现了前述三类典型跨层交互路径。

此外，跨层设计的应用边界已从传统性能优化扩展至安全增强。扩散强化学习驱动的端到端跨层隐蔽通信框架通过在云-边-端架构中动态选择各层隐蔽策略来对抗持续窃听攻击，体现出跨层机制在复杂网络环境中对安全对抗能力的支持^[49]。

在传输性能优化方面，TCP在无线多跳网络中因信道竞争导致的性能劣化可通过跨层拥塞控制加以改善——中间节点在信道竞争达到阈值时标记数据包，源端据此调整拥塞窗口以在维持吞吐量的同时减少重传^[50]。如果说上述方法主要是在既有协议机制内引入跨层反馈，那么进一步面向工业具身控制的研究则开始直接以控制性能与状态信息时效性为优化目标，重构通信资源分配与调度策略。

面向具身控制的跨层资源保障则要求通信资源分配直接服务于控制性能目标。在工业物联网上行传输中，分布式神经线性汤普森采样框架使终端设备能够根据基站反馈自主优化资源选择，在无额外信令交互的条件下逼近集中式调度的性能^[38]。5G-TSN融合网络中，基于强化学习的去中心化确定性调度方案引导时敏流主机自主做出采样-传输决策，以无冲突方式满足信息年龄约束^[36]。此外，机器学习驱动的跨层路由速率自适应策略综合物理层链路质量、MAC层队列状态与网络层拥塞信息，在移动自组网中显著提升数据包投递率并降低端到端时延^[51]。

全栈协议统一标准的缺失、跨厂商互操作性不足以及大规模组网时的调度可扩展性问题^[25]，仍是工业具身智能网络底座走向实际部署必须跨越的技术障碍。确定性通信网络与跨层协议设计共同构成了工业具身智能的网络底座：TSN提供了有线的确定性骨干，5G/5G-A URLLC拓展了无线侧低时延高可靠连接能力，面向6G/IMT-2030的HURLLC则进一步推动无线确定性传输能力演进，时间同步与流量整形机制为有界时延提供了理论保证，而跨层设计则为控制任务与通信资源的深度协同开辟了新路径。

2 通感融合——构筑时空一体化的具身感知网络

敏锐且全方位的感知能力是具身智能体理解复杂工业环境并做出自主决策的先决条件。在确定性网络底座的支撑下，工业感知正经历从被动离散监



图3 面向工业具身控制的跨层协议架构图

测向全域三维主动感知的范式迁移。特别是,第一章所述的确定性通信机制为多模态传感器间的时钟同步、异构数据流的有界传输以及分布式感知节点之间的协同提供了基础设施保障,使“通”成为“感”得以实时闭环运行的前提条件。本章以“通感融合”为切入点,重点剖析工业场景下的通感一体化(Integrated Sensing and Communication, ISAC)技术架构及其资源分配共享机制。同时,全面梳理视觉、力觉、射频等多模态时空联合感知算法的前沿进展,阐明通感融合技术如何有效赋能具身智能体的动态环境建图与高维空间交互。

2.1 工业感知范式的迁移:从离散监测到全域三维主动感知

工业感知技术的发展始终与制造模式演进紧密耦合。早期自动化阶段以点位布设的传感器网络为核心,承担设备监测与工艺参数采集任务,数据在时空维度上稀疏且非连续。进入工业物联网阶段后,无线传感网络打通了设备间信息通道,但感知模式仍以定时采集与阈值报警为主^[52-53]。随着制造业向多品种、小批量、定制化快速换产的柔性生产转型,产线混流与工艺非标成为常态,具身智能体需在动态环境中实时理解场景并自主交互,上述被动范式已难以满足需求^[54-55]。

如图4所示,从演进脉络看,工业感知经历了从“传感器中心”到“智能体中心”的根本性迁移。前者追求单点传感精度与采样频率,后者则以时空连续、语义丰富、任务相关的环境表征为核心

目标^[56]。实现这一迁移需依次完成三个层次的技术跨越:底层多传感器时空融合、中层语义认知转化、上层主动交互策略构建。

2.2 工业环境下的无线 ISAC 技术:架构设计与波形/资源共享分配

如果说多传感器时空融合主要解决的是异构感知源之间的信息互补问题,那么 ISAC 则进一步通过共享频谱、硬件与协议资源,将通信与感知从“功能协作”推进到“同源协同”,构成工业具身感知网络的重要实现路径。

ISAC在6G框架下通过共享频谱、硬件与网络基础设施,使通信与感知功能同平台运行,在频谱效率与系统集成度上优势显著^[57-58]。对工业具身智能而言,ISAC的深层价值在于通信与感知的深度协同——感知信息可指导通信资源调度,通信链路则为分布式感知提供传输基准。

架构层面,ISAC系统通常划分为终端与信号层、资源层、功能层、应用层与计算层^[59]。Hexa-X-II项目进一步整合物理层、AI与协议栈,将ISAC定位为6G的可编程上下文感知平台^[60]。协作ISAC网络的性能分析表明,N个收发器可使网络感知性能按 $\ln^2 N$ 的标度律增长^[61]。波形设计方面,现有方法分为通信中心、感知中心与联合优化三类^[57];MIMO-OFDM ISAC支持空间、时延与多普勒域的单域或联合估计^[62]。可移动天线与可重构智能表面(Reconfigurable Intelligent Surface, RIS)的联合设计使系统性能提升5%至10%^[63],而可移

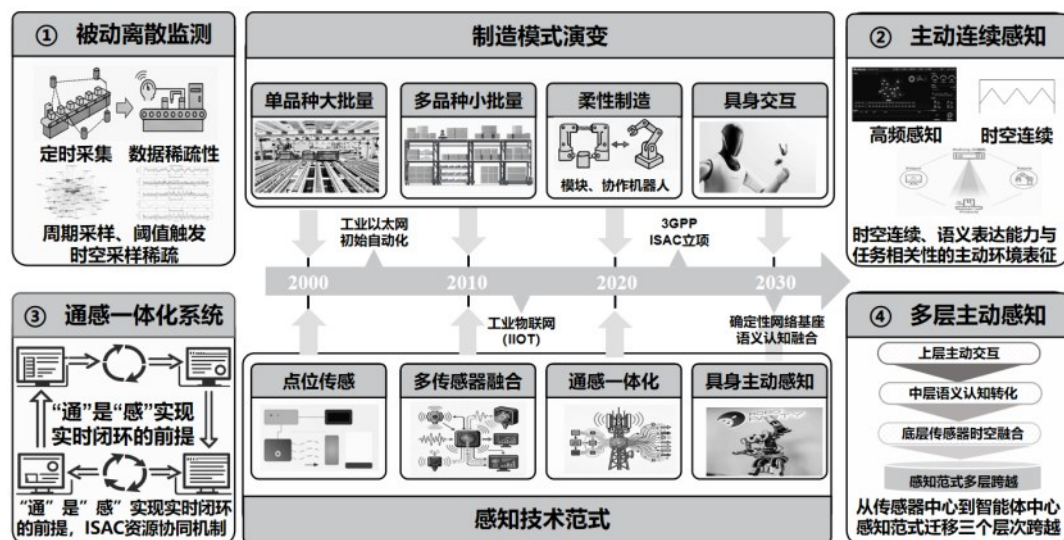


图4 工业感知范式演进图

动天线使能的ISAC在总体性能指标上相较固定天线方案可取得最高59.8%的增益^[64]。在工业场景中,ISAC驱动的自动导引车(Automated Guided Vehicle, AGV)路径规划通过波束赋形联合优化保障通信成功率与感知精度^[65];多目标MIMO-ISAC研究揭示了多功能ISAC网络中URLLC约束下通信速率与感知精度的基本权衡^[66]。RIS通过智能调控无线环境为ISAC提供额外感知自由度^[67]。标准化方面,3GPP已在NR Release-19启动ISAC信道建模^[68],收发器硬件从Sub-6 GHz向太赫兹频段逐步具备可重构能力^[69]。图5给出了ISAC技术架构的分层视图。

ISAC技术在架构设计与波形优化层面已形成持续演进中的理论框架,但面向工业具身场景的部署仍面临双重挑战:一是ISAC相关标准化仍处于早期推进阶段,当前研究重点仍集中于信道建模与关键技术验证,端到端系统集成规范尚未成熟^[68];二是现有资源分配算法多在理想信道假设下验证,工业现场的非平稳干扰与多径效应将显著恶化通感性能权衡^[70]。上述问题构成ISAC从通信领域向工业具身领域迁移的核心障碍。

2.3 多模态时空联合感知算法的研究进展

工业具身智能需融合视觉、LiDAR、惯性测量

单元(Inertial Measurement Unit, IMU)与射频等多模态信息。不同模态互补:视觉提供纹理语义,LiDAR提供几何测距,IMU输出高频运动,射频具备穿透与全场景覆盖能力^[53]。

视觉与LiDAR融合是当前主流。PA3DNet通过伪形状分割与自适应融合模块,在KITTI数据集上平均精度提升5.37%至9.67%^[71];M²-Fusion引入自注意力交互式融合,解决体素划分的精度-效率矛盾^[72]。基于因子图的多传感器同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)通过自动标定减小位姿误差,鲁棒性优于传统方法^[73]。引入IMU后,GS-LIVO将三维高斯泼溅与LiDAR-惯性-视觉紧耦合,在嵌入式平台实现实时建图^[74];LICFM3-SLAM以多层匹配应对四足机器人剧烈晃动^[75];preciseSLAM融入超声波传感器,在植物工厂内达到5.4 cm定位精度^[76]。连续时间轨迹估计框架为多传感器时空标定提供了新途径^[77]。

延续2.1节关于感知范式由“传感器中心”向“智能体中心”迁移的讨论,SLAM领域的相关研究进一步体现为从几何建图向语义理解驱动的环境表征演进^[56]。语义SLAM将感知从几何层推至语义层。SG-SLAM在ORB-SLAM2中嵌入语义与几

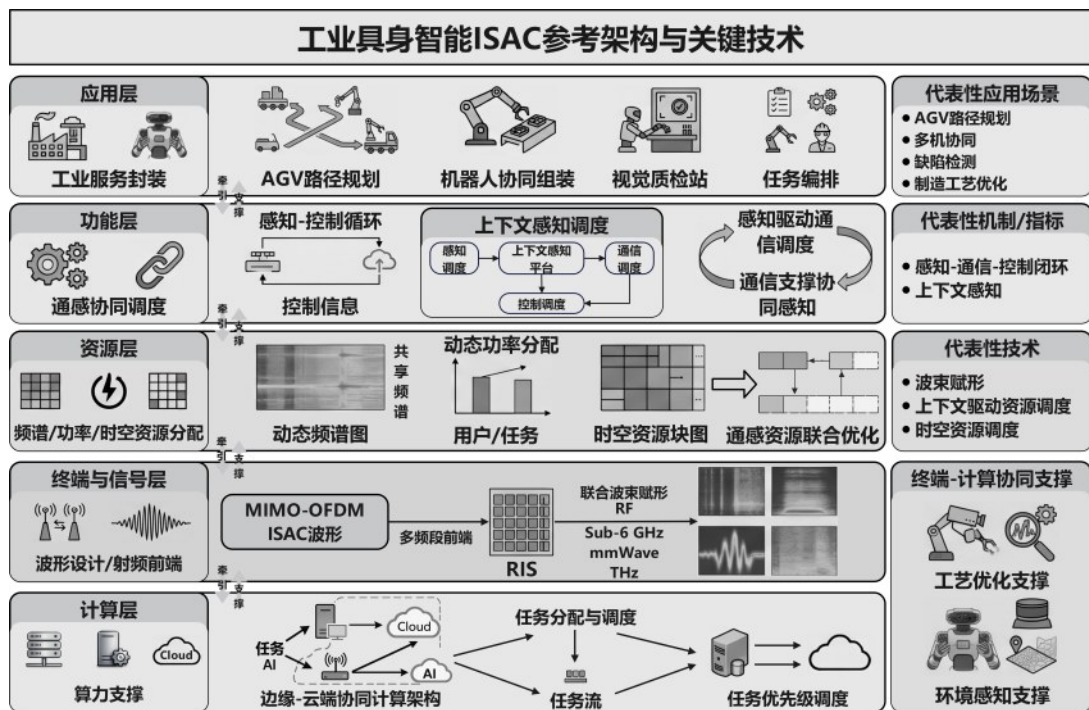


图5 工业具身智能ISAC参考架构与关键技术图

何联合动态剔除,在动态场景下保持实时鲁棒建图^[78];语义视觉 SLAM 综述指出,大模型驱动的导航建图与具身 AI SLAM 是重要趋势^[56]。射频感知则将无线信号作为感知媒介,机器学习在 ISAC 波束跟踪与资源分配中适应性更强^[79],深度学习驱动的可移动天线-RIS 联合设计为复杂工业通感融合提供了新方案^[63]。

多模态融合算法在公开数据集上已取得显著精度提升,但面向工业具身部署仍存在瓶颈:视觉-LiDAR-IMU 紧耦合方案计算开销较高,仅有少数经过极致优化的系统(如 GS-LIVO)可在嵌入式平台实时运行^[74];语义 SLAM 对动态物体的实时建模依赖高质量语义分割网络,在弱纹理工业场景中退化明显^[78];射频感知的分辨率尚不足以支撑精密操控的力觉级精度需求^[79]。轻量化与高精度之间的平衡是融合算法落地的关键。

2.4 通感融合与多模态感知协同支撑的环境建图与动态场景理解

通感融合将通信连接与感知理解深度耦合,支撑具身智能体构建实时、语义化的环境地图。具体而言,通感融合对具身感知的赋能可归纳为两类:一类是面向环境表示的语义建图与定位,包括三维语义地图构建、场所识别与跨模态匹配;另一类是面向行为闭环的动态交互能力,包括主动探索、动态场景理解以及面向任务的工业检测与操作支持。在语义建图方面, Kimera-Multi 以分布式视觉-惯性 SLAM 为基础,通过位姿图优化与网格变形生成全局一致的三维语义网格^[80]。Open-Fusion 借助视觉-语言基础模型与 TSDF 实现开放词汇三维建图,在 ScanNet 数据集上零样本分割性能领先^[81]。MotionSC 数据集则填补了动态场景语义补全的空白^[82]。主动探索方面,多机器人框架以基本形状与语义标签稀疏表征环境,基于不确定性最小化选择观测动作,已在工厂资产建图等任务中验证^[83];语义八叉树与互信息方法为探索规划提供信息论依据^[84]。在场所识别任务中,相机-LiDAR 融合通过潜在关联与隐式对齐,在 KITTI 等数据集上 F1 分数达 0.949^[85];学习型语义地图匹配将匹配转化为特征相似度推断,实现厘米级定位精度^[86]。面向动态开放场景, DynaMem 构建动态时空记忆,利用多模态大模型响应开放词汇查询,在移动物体抓取任务中,成功率较静态系统有显著提升^[87]。工

业检测场景中, AFD 优化的 LiDAR-相机融合在纸张缺陷检测上平均精度达 97.5%^[88]。

综上,通感融合通过 ISAC 架构与多模态算法协同,为工业具身智能体构建了时空连续、语义丰富的环境感知能力,构成从“感”到“算”再到“控”的关键桥梁。

3 感算共融——边缘智能驱动的实时环境认知与语义化

海量多模态感知数据若直接传至云端,必将引发不可容忍的传输瓶颈与响应延迟,导致系统陷入“感算分离”的困境。为此,本章将视线转向具身系统的“大脑皮层”——边缘计算驱动的感算共融架构,将详细探讨边缘计算在任务卸载与分布式处理中的关键作用,揭示从原始多模态数据到 3D 场景图的实时语义化机制。结合面向云-边-端异构算力的动态调度策略,本章还将前瞻性地总结工业具身大模型在边缘侧的轻量化部署与感算协同方案,以实现高性能的实时环境认知。

3.1 感算分离体制下的数据传输瓶颈与响应延迟

传统工业感知系统普遍遵循“端采云算”的架构范式:传感器负责原始数据采集,计算密集型的特征提取与模型推理则交由远程云数据中心完成。随着具身智能体所搭载的视觉、力觉与 IMU 等多模态传感器持续产生高分辨率数据流,这一范式正面临不可逾越的瓶颈。以执行精密装配的双臂机器人为例,其双目视觉系统每秒产生的 RGB-D 数据量可达 Gbps 量级,若将全量原始数据实时上传,回传链路将迅速饱和并引发不可控的排队时延^[89]。更为严峻的是,闭环控制对时延的确定性有严苛要求——力控闭环周期通常仅为 1 ms,任何超界的抖动都将直接危及运动稳定性。跨广域网的云服务往返时延在数十至数百毫秒之间波动,这一量级对于毫秒级控制回路而言是不可接受的^[90]。此外,工业制造数据蕴含核心工艺参数,全量上传第三方云平台引发的数据主权与隐私忧虑,进一步压缩了感算分离的适用空间^[91]。上述瓶颈共同指向一个明确的演进方向:将计算能力从云端下沉至网络边缘,使感知与计算在物理上深度融合。

3.2 边缘智能架构在工业感知中的任务卸载与分布式计算

边缘智能架构将 AI 推理与实时决策迁移至靠

近数据源的边缘节点,利用部署在网关、工控机乃至传感器节点内的异构算力实现近源处理^[92]。任务卸载决策是该架构面临的首要问题——哪些计算留在端侧、哪些卸载至边缘、哪些仍需上云协同。决策的实质是在通信开销、计算时延与能耗之间寻求最优均衡:实时性要求苛刻的碰撞预警适合在终端直接执行以规避往返延迟,而计算密集但时延容忍度较高的趋势预测则宜卸载至边缘服务器^[93]。基于李雅普诺夫优化的在线卸载算法通过构造虚拟队列将任务截止时间约束转化为队列稳定性问题,使终端能够根据信道质量与队列积压自适应调节卸载比例^[94]。

在分布式计算层面,混合雾计算网络将边缘节点细分为专用雾节点与自组织雾节点,联合考虑计算与通信资源的准入控制算法在满足差异化时延要求的同时最大化系统效用^[89]。云-雾自动化范式进一步提出了通信、计算与控制的三维协同设计,通过虚拟化技术与AI驱动控制实现控制即服务、机器人即服务等灵活部署模式^[92]。值得注意的是,感知数据的采集时机、通信资源的带宽分配与计算任务的服务放置之间存在深度耦合——感-通-算联合优化框架在URLLC时延约束下协同调度三者,可将端到端时延降低20%以上^[95]。图6给出了边缘智能任务卸载决策的基本流程与各层适用条件。

3.3 实时环境语义化机制:从原始数据到3D场景

图构建

边缘智能架构解决了感知数据“在哪算”的问题,而“算什么”则是具身智能环境认知的核心命题。传统工业感知输出的是点云坐标与像素标签等低层几何信息,难以直接支撑“面前是待装配的减速器”这类高层语义理解。从几何SLAM到语义SLAM的跨越是弥合这一鸿沟的关键一步。语义SLAM通过将轻量级语义分割网络嵌入SLAM前端,为地图点赋予类别标签并动态剔除移动物体。例如,SG-SLAM在ORB-SLAM2框架中增加目标检测线程与语义映射线程,在高动态工业环境中,SG-SLAM可将绝对轨迹误差降低约40%^[96]。

在神经渲染方面,3D高斯泼溅将场景显式建模为一组三维高斯核的集合。GS-LIVO系统将其与LiDAR-惯性-视觉紧耦合融合,利用IESKF里程计和滑动窗口高斯集合,在嵌入式平台NVIDIA Jetson Orin NX上实现了实时稠密建图^[97]。多模态时空联合感知方面,基于因子图的视觉-LiDAR-IMU联合优化将多传感器外参估计融入SLAM后端,显著降低了位姿累积误差^[98]。Kimera-Multi则将分布式视觉-惯性SLAM与位姿图优化相结合,通过点对点通信实现多机器人协同,生成全局一致的3D语义网格^[99]。从原始数据到3D语义场景图的完整转化链路,使工业具身系统具备了可查询、可推理的环境认知能力。

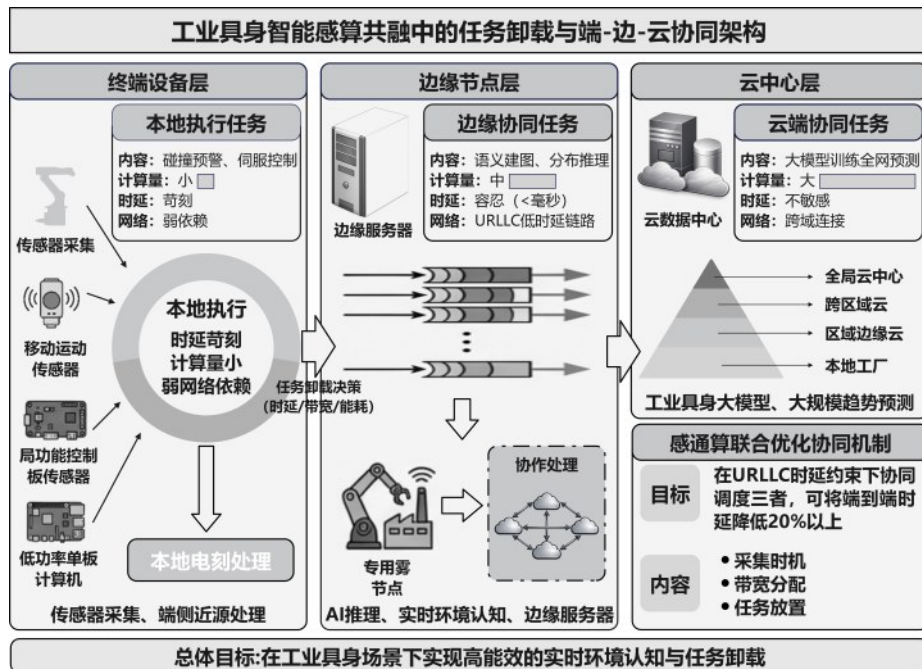


图6 工业具身智能感算共融中的任务卸载与端-边-云协同架构图

3.4 面向云-边-端异构算力的动态协同调度

边缘智能将计算任务分布至端、边、云三级节点,但各层节点的算力禀赋、能耗约束与通信带宽差异悬殊。缺乏统一调度机制极易导致“边缘过载而云侧闲置”的资源错配。边云协同计算框架将模型全量训练与离线优化部署在云端,将推理执行与在线微调迁移至边缘侧,通过模型压缩、知识蒸馏与联邦学习实现高效协同^[93]。在工业预测性维护等任务中,边云协同架构相较纯云端方案通常可显著降低响应时延并压缩数据传输量^[93,100]。

边缘节点的可用算力受温度降频、负载波动与电池余量的共同影响而呈现高度时变特性。研究者为此提出了双时间尺度资源分配策略——在大尺度上基于历史负载统计进行服务放置与算力预留,在小尺度上则根据实时信道状态与队列长度动态调整卸载比例^[100]。更具启发性的思路是语义驱动的调度:传统策略以数据量或计算周期为优化目标,忽视了感知数据的语义价值差异——一帧包含异常工况的图像远比数百帧正常图像更具处理优先级。数字谱系概念为零部件赋予包含几何与工艺属性的编码,通过 AI 生成模型驱动数字实体的演化,为语义驱动的资源调度提供了上层语义框架^[101]。SmartPilot 这类神经符号多智能体 CoPilot 在边缘设备上实现了语义驱动的紧凑部署与资源协同^[102]。从“算力视角”走向“语义视角”的调度范式升级,正成为感算共融架构的重要演进方向。

3.5 工业具身大模型的边缘部署与感算控协同

与面向开放场景交互的通用大模型不同,工业具身大模型的核心作用并不止于自然语言理解或多模态识别,而在于将现场感知结果、设备状态、工艺知识和任务目标转化为可执行、可校验的任务语义。对于工业具身智能而言,大模型需要面对的是具有明确工艺边界和安全约束的生产任务,例如复杂装配流程理解、异常工况解释、设备操作策略生成、质量缺陷原因追溯以及多机器人协作任务分解。因此,其部署价值不仅取决于模型规模和泛化能力,更取决于能否在有限算力、确定性时延和安全边界内嵌入“感-算-控”闭环。

大语言模型与多模态基础模型在语义理解与跨模态对齐方面展现出令人瞩目的能力,但其千亿级参数规模远超边缘设备的承载极限。模型轻量化因此成为边缘部署的前提条件——量化将浮点参数压

缩为低比特整数,在保持精度的同时将显存占用压缩至四分之一;知识蒸馏则将大模型学到的知识迁移至轻量学生模型^[91]。但对于工业具身智能而言,模型压缩只是部署前提,更关键的是使模型输出能够与工艺规则、控制周期和安全约束相匹配。也就是说,工业具身大模型不能仅以问答准确率或语义生成质量作为评价依据,还需要关注其推理延迟、输出稳定性、任务可解释性以及下游控制器之间的接口一致性。工业基础模型架构 IFMsys 提出了“预训练-适配-应用”三阶段范式:在多模态工业数据上预训练基座模型,经领域知识微调适配后,以工业智能体协作系统的形式部署于边缘节点^[103]。

在推理加速方面,检索增强生成在边缘侧维护轻量级向量数据库,仅将最相关上下文输入大模型以压缩提示词长度。SCCE 框架从“感知-计算-连接-演化”四个维度审视基础模型的部署路径:在感知层直接处理噪声传感器数据,在计算层通过边云协同平衡精度与延迟,在连接层以语义通信减少传输冗余,在演化层基于持续到达的数据在线更新以适应工艺漂移^[100]。边缘通用智能与 Agentic AI 概念进一步将边缘设备定位为具备感知、推理与行动能力的自主智能体——不再是云端指令的被动执行者,而是能够根据环境上下文自主调整感知策略与计算资源分配的主动认知单元^[104]。这一趋势与工业具身智能“通-感-算-控”协同演进的主线高度契合:大模型在边缘侧的轻量化部署,不仅推动感算共融从“物理就近”走向“认知一体”,也使现场感知结果能够进一步转化为任务语义、工艺解释和操作策略,为后续控制执行提供更高层次的认知支撑。

需要强调的是,工业具身大模型并不适合直接替代底层控制器。对于高频伺服、力控执行和安全联锁等环节,系统仍需依赖可验证、可约束的控制机制保障稳定性与安全性。大模型更适合作为连接多模态感知与算控闭环的高层认知模块,承担任务理解、工艺知识调用、异常状态解释和策略建议生成等功能,再通过规则校验、安全约束和控制接口转化为可执行指令。

综上,感算共融架构通过边缘智能的任务卸载与分布式计算化解了感算分离的传输瓶颈,借助语义 SLAM 与神经渲染技术实现了从原始数据到 3D 场景图的实时语义化。云-边-端异构算力的动态协

同调度为上述认知过程提供了资源保障,而工业具身大模型的边缘部署则进一步将多模态感知结果转化为任务语义、工艺解释和策略建议,推动感算共融从物理就近迈向认知一体。感算共融为具身智能体构建了实时、语义化的环境认知底座,构成从“感”到“算”再到“控”的关键桥梁。

4 算控闭环——从数字大脑到物理执行的精准映射与控制

具身智能的最终价值落脚于对物理环境的实质性改变,即实现从数字决策大脑到物理执行肢体的安全精准映射。然而,网络抖动与算力波动极易导致高频控制系统失稳。本章聚焦系统运行的“最后一公里”——算控闭环。首先剖析算控解耦带来的网络诱导时延与稳定性难题,探讨实时算力调度与控制任务的精准对齐机制。进一步,深入梳理从仿真环境到物理执行的虚实迁移技术及泛化约束,并总结复杂工业动态环境下的容错与可信赖机制,确保具身动作执行的绝对安全。

4.1 算控解耦的难题:网络诱导时延、抖动对控制稳定性的影响分析

传统工业控制中计算与控制在功能上相对独立,二者通过标准通信协议松耦合连接。在具身智能所要求的高频闭环交互场景下,这种分离架构的弊端开始显现——感知数据经网络传输至计算节点,控制指令再经同一网络返回执行端,双向链路引入的时延受信道竞争与队列积压影响而呈现随机波动。以机器人关节力控为例,其闭环周期通常处于毫秒级量级,任何超界抖动都可能危及运动稳定性。Zhao 等^[105]在 URLLC 场景下分析了控制周期短于传输延迟时的系统行为,指出状态均方误差随码字块长度与数据速率显著变化,存在最优配置以最小化控制延迟。

工业现场信道的非平稳特性加剧了这一困境。突发干扰与设备移动导致的时延长尾分布,使得极端情况下的尾延迟可达平均值的数十倍。从控制理论看,时延一旦超过由系统动力学决定的临界阈值,原本稳定的闭环将发散。Lin 等^[106]针对时变时延神经网络系统提出的广义互逆凸不等式,为时延系统的稳定性判定提供了更紧的界。当时延与系统参数不确定性耦合时,问题更加棘手。Sun 等^[107]在磁浮列车控制中构造了带时延补偿的滑模面,利

用双层神经网络逼近不确定动态,并通过强化学习实时优化控制器参数,有效抑制了时延和不确定动态下的振动。这表明工业具身控制须将时延补偿与不确定动态估计纳入统一框架,而非孤立处理时延问题。

4.2 实时算力调度与控制任务的精准对齐(融合确定性通信保障)

算控解耦困境的出路在于将通信、计算与控制资源纳入协同调度,使算力供给与控制需求精准对齐。这一思想的核心是:控制质量不仅取决于算法本身,更取决于计算结果能否在规定时间内可靠交付。

仿生机器人控制器的一体化设计为此提供了参考。Gan 等^[108]将运动控制、视觉感知与自主规划集成于同一控制器,在多物体重排任务中验证了“感知-规划-控制”闭环的可行性。当计算负载超出单节点能力时,云-边-端协同成为必需。Zhang 等^[109]提出的 Det3C 架构由端、边、核心、云四层组成,端侧负责 AIGC 模型本地训练,边缘聚合后经核心网传至云端全局聚合。该架构采用循环排队转发保障确定性传输,并通过粒子群优化与近端策略优化分别降低计算与传输时延。其启示在于:通信、计算与控制三者之间存在可量化的耦合,割裂优化将陷入局部最优。

事件触发机制为降低调度开销提供了手段。Cao 等^[110]设计的切换动态事件触发策略在保证跟踪精度的同时减少了控制器更新频次。将这一思路引入算力调度,可在控制性能指标超限时才触发重调度,避免周期性全局优化的算力浪费。

4.3 虚实迁移研究进展:仿真训练到物理执行的泛化与安全约束

直接在物理环境中训练具身智能体面临试错成本高、探索效率低、危险场景难复现三重障碍。虚实迁移通过在仿真中训练策略再迁移至物理端,为解决上述问题提供了路径。其核心挑战在于弥合仿真与真实物理之间的动力学差距,并确保迁移过程中的安全约束不被违反。

数字孪生与深度强化学习的融合是当前主流范式。Li 等^[111]构建了集数字孪生、机器视觉与深度强化学习于一体的控制系统:视觉感知将物体位姿映射至孪生空间,强化学习在孪生环境中优化策略,通过虚实实时同步实现策略的在线优化。在按

钮按压与开关操作任务中,该系统显著提升了成功率与跨环境适应性。这一工作的关键在于“同步-优化”双向闭环——仿真为物理提供初始策略,物理反馈则持续修正模型偏差。

虚实迁移的关键在于弥合仿真模型与真实系统之间的差异,其本质挑战来源于未建模动态与参数扰动所带来的不确定性。现有研究通常通过在仿真阶段引入参数扰动与环境变化,以提升策略对真实场景的泛化能力,其中域随机化(Domain Randomization)已成为典型方法^[112]。

从控制理论视角看,虚实迁移问题亦可理解为模型不确定性下的鲁棒控制问题。但需要指出的是,此类不确定性主要源于仿真与真实系统之间的动力学失配,而非单一的控制输入时延。Sun等^[107]在时延补偿与不确定动态逼近方面的研究表明,通过滑模控制与神经网络相结合的方式,可实现对系统动态变化的在线适应,这为在控制律中引入对模型失配的鲁棒性提供了有益参考。

因此,虚实迁移不应仅依赖仿真模型精度,而应在策略训练与控制机制中协同引入鲁棒性设计。例如,在仿真训练阶段引入动力学参数扰动,使策略在学习过程中主动适应不确定性。安全层面,仿真中习得的策略可能包含在真实系统中危险的“捷径行为”,需通过安全滤波器、碰撞预演或人机协同监督加以约束。Chen等^[113]从人本视角指出,人类先验知识的引入有助于在保证安全性的同时提升系统性能。然而,当策略由仿真环境迁移至真实物理系统后,其执行过程将直接暴露于复杂动态环境与多源不确定性之中,原本在仿真中可接受的偏差可能在物理执行中被放大为安全风险。因此,如何在实际运行阶段保障算控闭环的稳定性与安全性,成为虚实迁移之后必须面对的关键问题。

4.4 容错与可信赖机制:复杂工业环境下的算控闭环安全保障

工业具身系统运行环境的高度动态性使传感器故障、执行器饱和、通信中断乃至网络攻击均可能破坏闭环稳定性。同时,工业机器人系统的设计与运行需满足 ISO 10218-1/2 (2025) 以及 ISO/TS 15066 (2016) 等安全标准^[114-116],对协作空间、安全速度及人机交互约束提出了明确要求,为算控闭环中的安全机制设计提供了工程边界。在此约束下,容错与可信赖机制旨在赋予系统在异常状态下

维持基本功能或实现安全退化的能力。

拒绝服务(Denial of Service, DoS)攻击与虚假数据注入被认为是网络化控制系统中典型的两类安全威胁^[117-119]。DoS通过耗尽资源阻断指令传输,虚假注入则篡改数据诱导系统偏离安全状态。Pan等^[117]针对非线性系统在非周期性DoS攻击下的安全控制,提出了弹性事件触发策略,无需传输额外补偿数据即可降低性能损失。Wang等^[118]与Chen等^[119]在多区域电力系统场景中设计了动态事件触发H ∞ 控制器,触发参数可根据攻击频率自适应调整,在稳定性与资源效率间取得均衡。这些方法对具身控制具有直接借鉴意义——动态调整触发频率可在安全与效率之间实现自适应权衡。

组件故障与性能退化同样威胁闭环安全。传感器故障导致状态估计偏差,执行器故障削弱控制执行能力。Cao等^[110]的串并联估计模型通过预测误差补偿增强了状态估计鲁棒性,可推广至传感器容错。Sun等^[107]的自适应神经网络控制器无需预知故障形式,通过在线学习补偿故障引起的动力学变化,对工业具身系统中难以枚举的多样化故障尤为适用。架构层面,Zhang等^[109]的多层协同设计启示可在端、边、云分别部署异常检测与冗余切换,构建纵深防御——端侧快速响应,边侧态势评估,云端全局关联,三层以确定性网络协同,防止单点失效引发级联崩溃。Chen等^[112]强调的人机协同监督则为极端异常提供了最终决策屏障。

综上,算控闭环通过时延补偿与协同调度机制缓解了网络诱导的稳定性风险,借助数字孪生与域随机化技术支撑从仿真到物理的安全迁移,并以容错控制与人机协同监督为工业具身系统的可信赖运行提供了多层保障,从而构成从“算”到“控”、由认知决策到物理执行的关键闭环。针对上述多样化的故障与攻击威胁,表2系统梳理了算控闭环的典型故障模式与对应的容错机制。

4.5 面向工业具身智能的系统性能指标体系

工业具身智能的性能评价不能仅依赖单一算法精度或单个设备性能,而需要面向实时闭环过程建立跨层指标体系。原因在于,通信时延、感知误差、计算延迟与控制偏差会在闭环链路中相互传递,任一环节的不确定性都可能放大为执行误差、质量波动甚至安全风险。因此,有必要从“通-感-算-控”协同角度归纳工业具身智能的关键性能指

表 2

算控闭环典型故障模式与容错机制表

故障/攻击类型	应对机制	核心思想	代表文献
输入时延与不确定扰动	时延补偿滑模控制	设计含时延补偿项的滑模面，结合神经网络与强化学习在线优化控制参数，抑制输入时延与外部扰动影响	[107]
DoS 攻击	弹性事件触发	遭受非周期性 DoS 攻击时，无需额外补偿数据即可维持系统性能	[117]
虚假数据注入	动态事件触发 H _∞ 控制	触发参数随攻击频率自适应调整，兼顾系统稳定性与通信资源效率	[118], [119]
传感器故障	神经网络状态估计补偿	利用串并联估计模型的预测误差补偿机制，增强状态估计容错能力	[110]
执行器故障	自适应容错控制	通过神经网络在线学习并补偿故障所致动态变化，无需预知故障模型	[107]

标，以刻画系统从信息传输、状态感知、环境认知到物理执行的整体运行能力，如表 3 所示。

由表 3 可见，工业具身智能的性能评价具有明显的跨层耦合特征。网络层的时延与同步精度会影响感知数据对齐和控制指令时效，感知层的定位与建图误差会进一步传递至任务规划和控制执行，计算层的推理延迟与模型输出稳定性会制约闭环响应速度，而控制层的轨迹误差、力控误差和故障恢复能力最终决定系统能否满足工艺精度、生产节拍和功能安全要求。因此，工业具身智能的评价不宜停留在单点算法性能，而应以闭环任务完成质量、实时性、安全性和工程适配性作为综合衡量标准。

5 挑战与未来研究方向

尽管“通-感-算-控”协同架构为工业具身智能描绘了宏伟蓝图，但从理论机制的深度耦合到实际工程的全面落地，仍横亘着诸多亟待突破的技术鸿沟。本章立足于该领域的交叉学术前沿，系统性揭示当前面临的关键挑战与结构性瓶颈。从全栈协议

标准化缺失所引发的跨层协同困境，到具身基础大模型在数据获取与物理对齐方面的高维难题，再到异构多智能体集群协同中的通信约束与涌现机制问题，以及极端工业场景下的内生安全保障需求，本章旨在为研究者梳理未来亟待突破的核心问题，并指明潜在的技术演进方向。

(1) 全栈协同的标准化体系尚未建立，“通-感-算-控”跨层接口与语义互操作规范严重缺失。当前通信层、感知层、计算层与控制层各自独立演进，层间信息交互仍高度依赖私有化协议与定制化实现，跨厂商设备难以实现无缝集成^[48]。文献亦指出，制造工艺、传感器与执行器的异构性正成为制约智能系统规模化部署的结构性障碍^[120]。与此同时，现有工业网络标准虽在确定性通信与体系架构方面取得进展，但在跨层语义描述与服务质量映射方面仍缺乏统一规范^[33,40]。未来需构建面向工业具身智能的统一参考架构，明确四层之间的接口语义与服务质量映射模型，并推动相关标准化组织围绕“工业确定性闭环”目标开展横向协作。

表 3

面向工业具身智能的系统性能指标体系

层级	指标类别	典型指标	指标含义与闭环作用
通	通信确定性	端到端时延、时延抖动、丢包率、可靠性、时间同步精度	反映状态信息、语义表征和控制指令能否在确定时间边界内稳定传输，是多源感知同步、边缘计算调度和控制指令下发的基础
感	感知质量	检测精度、定位误差、语义分割精度、建图精度、动态目标跟踪误差	反映系统对工件、设备、人员和环境状态的获取能力，直接影响后续任务规划、异常识别和控制决策可靠性
算	计算效率与认知能力	推理延迟、任务卸载时延、边缘算力占用、能耗、模型压缩率、任务语义生成准确性	反映多模态数据能否在现场侧及时转化为任务语义、工艺解释和策略建议，是连接感知结果与控制执行的认知中枢
控	控制性能	轨迹跟踪误差、力控误差、闭环稳定裕度、超调量、恢复时间	反映数字决策向物理执行映射的准确性和稳定性，决定机器人操作、精密装配和协同作业的执行质量
安全	安全与可信赖性	碰撞率、故障检测时间、安全停机时间、异常恢复时间、功能安全等级适配	反映系统在故障、攻击、传感器失效或执行器异常条件下的风险抑制能力，是工业部署中的底线约束
系统	闭环综合性能	任务成功率、节拍满足率、产线吞吐率、质量一致性、跨厂商互操作性	反映“通-感-算-控”协同后的整体效果，用于评价系统是否真正满足柔性制造、连续生产和工程部署需求

(2) 工业具身基础大模型面临高效获取与物理对齐的双重困境。工业操控数据采集成本高昂且受数据主权约束,难以支撑大规模模型的从零训练^[121]。同时,通用基础模型习得的语义能力与工业场景要求的物理因果推理之间存在显著鸿沟,模型须理解接触刚度、力控阈值等物理约束并内化为表征^[120]。文献亦强调数据隐私与模型安全是AI赋能物联网系统的核心挑战^[122]。进一步而言,边缘环境下的资源受限与模型部署需求,也对模型压缩与推理效率提出了更高要求^[93]。可行路径包括基于数字孪生的仿真数据生成、跨企业联邦学习与知识蒸馏,以及力觉-视觉-语言联合表征的物理对齐技术。

(3) 异构多智能体集群协同面临通信约束与资源异构受限的双重瓶颈。工业现场信道的非平稳衰落与复杂传播环境易导致智能体间信息交互的不稳定甚至中断,这一物理层不确定性为协同控制带来基础性约束^[23]。在此条件下,如何在通信降级环境中维持编队一致性,并实现任务需求与通信、计算、感知及执行资源之间的有效匹配,是协同规划算法必须攻克的关键难题。同时,随着系统规模扩大,协同决策过程中的错误信息可能通过网络传播并被放大,进一步影响集群行为的稳定性与可靠性^[122]。已有研究表明,具身多智能体系统通过融合环境交互与协同学习机制,能够在复杂动态环境中实现更高效的协同决策与任务执行^[9];面向智能制造场景的多智能体协同框架亦通过多代理协同与知识融合机制,在异常预测与生产调度等任务中提升了系统整体的自适应性及决策效率^[102]。未来需探索基于多智能体强化学习的自组织协同方法,并结合分布式决策与稀疏通信机制降低对通信质量的依赖,同时建立涌现行为的可预测理论与安全边界控制机制^[120]。

(4) 极端工业场景下的内生安全与高可靠机制亟待从架构层面重构。工业具身系统集成无线通信、边缘计算与远程运维等融合接口,传统依赖物理隔离的防护边界已难以适应开放化与网络化的发展趋势,网络攻击可直接诱发物理安全事故^[28,48]。文献亦系统分析了网络攻击与入侵检测等威胁,指出AI赋能的同时亦引入模型投毒、对抗攻击等新型攻击向量^[122]。进一步而言,具身系统中“感知—决策—控制”链路的耦合特性,使安全问题呈现

跨层传播与级联放大的特点。未来需将安全与容错设计为系统原语,在“通-感-算-控”各层预留降级运行路径——通信层冗余传输^[28]、感知层多模态互校验、计算层边缘-云端任务迁移、控制层安全状态牵引——构建具备主动免疫能力的内生安全架构。

综上,工业具身智能在迈向规模化应用过程中,仍面临跨层标准化不足、基础模型物理对齐能力有限、多智能体协同复杂性增强以及系统安全边界弱化等关键挑战。未来需从体系架构、模型能力、协同机制与安全设计等多维度协同推进,以实现“通-感-算-控”一体化框架下的高效、可靠与安全运行。

6 结论

本文全面总结“通-感-算-控”协同演进在推动工业具身智能跨越式发展中的理论价值与实践贡献,重申所提分类学框架的原创性意义,阐明该架构对下一代工业具身智能系统软硬件协同设计的具体指导作用,并展望工业智能从当前“协同执行”向未来“自主进化”迈进的终极愿景,为这一跨学科融合领域的长远演进落下注脚。

从网络底座到感知入口,再到认知大脑与执行肢体,“通-感-算-控”四者并非顺序承接的孤立模块,而是在闭环控制需求的牵引下深度耦合、协同增强的有机整体。确定性通信网络通过时间同步与流量整形机制为全域感知与闭环控制提供了毫秒级有界时延保障,构成了具身交互的神经底座;通感融合架构将通信连接与感知理解融为一体,ISAC技术与多模态时空联合感知算法为上层认知提供了时空连续、语义丰富的环境表征;感算共融将计算能力下沉至网络边缘,通过任务卸载、语义SLAM与神经渲染技术化解了传统“端采云算”的传输瓶颈,实现了从原始数据到3D场景图的实时语义化;算控闭环则将通信、计算与控制资源纳入统一调度框架,以实时算力与控制的精准对齐、虚实迁移中的鲁棒补偿以及多层容错机制,确保数字决策向物理执行的安全映射。尤为关键的是,控制性能的闭环反馈持续牵引通信架构迭代与计算资源重配——这一双向驱动构成了协同演进的内在动力。

上述协同关系对下一代工业具身系统的软硬件协同设计具有明确的指导意义:通信协议设计须面

向控制任务的截止期约束,感知模态融合须服务于计算层的语义推理需求,计算资源调度须响应控制回路的实时性要求。各层技术选型不应各自独立优化,而应以闭环控制性能为共同目标进行跨层联合设计。这一认识为跨层协议标准化、通感算控一体化调度及具身大模型边缘部署等工程实践提供了架构参照。

上述指标体系为评价工业具身智能的闭环能力提供了基本参照,但要在真实产线中同时满足实时性、准确性、安全性与互操作性仍面临多重挑战。尽管相关研究已取得长足进展,工业具身智能的全面落地仍面临全栈标准化缺失、具身大模型物理对齐困难、多智能体集群涌现机理不清以及内生安全架构薄弱等核心挑战。破解各层之间的语义鸿沟与接口壁垒,建立面向工业确定性闭环的统一参考架构,是推动该领域从定制化演示走向规模化部署的首要前提。与此同时,基于数字孪生的仿真数据生成、力觉-视觉-语言联合表征及多智能体安全协同等关键技术的突破,有望赋予工业具身系统更强的任务泛化能力与自主进化潜力。

展望未来,随着通信、感知、计算与控制技术的持续深度融合,工业具身智能的发展将不再局限于单点能力的提升,而是向跨层协同与系统自适应演进的整体范式转变。其核心不在于单一技术突破,而在于如何在动态环境与多源不确定性约束下,实现“通-感-算-控”各层能力的闭环协同与持续优化。

综上,本文从跨层协同视角系统梳理了工业具身智能的发展路径,揭示了由控制需求反向牵引通信与计算资源配置的“双向驱动”机制,并明确了面向工业确定性闭环的统一架构设计原则。未来,随着标准化体系完善、具身大模型物理对齐能力增强以及多智能体协同与内生安全机制的持续突破,工业具身系统有望从当前以任务执行为导向的协同智能,演进为具备环境理解、自主决策与持续进化能力的认知型智能系统,从而为智能制造体系带来根本性变革。

参考文献:

[1] Sun F C, Chen R, Ji T Y, et al. A comprehensive survey on embodied intelligence: Advancements, challenges, and future perspectives[J]. CAAI Artificial Intelligence Research, 2024, 3: 9150042.

[2] Xu J, Sun Q Y, Han Q L, et al. When embodied AI meets Industry 5.0: Human-centered smart manufacturing[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025, 12(3): 485-501.

[3] Zhang B C, Xia Q. Neurorobotics for automotive manufacturing industry in era of embodied intelligence: A mini review[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2026, 20: 1796043.

[4] 徐凯, 赵航, 胡瑞珍, 等. 面向柔性制造的具身智能综述[J]. 机器人, 2025, 47(4): 581-619.

[5] Lasi H, Fettke P, Kemper H G, et al. Industry 4.0[J]. Business & Information Systems Engineering, 2014, 6(4): 239-242.

[6] Tan J B, Shi J H, Wu L G, et al. Embodied intelligence empowering customized manufacturing: Architecture, opportunities, and challenges[J]. IEEE Access, 2025, 13: 92740-92755.

[7] An Z L, Yu X Q, Wang C, et al. Embodied intelligence: Recent advances and future perspectives[J]. The Innovation Informatics, 2025, 1(1): 100008.

[8] Liu H P, Guo D, Cangelosi A. Embodied intelligence: A synergy of morphology, action, perception and learning[J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(7): 186.

[9] Li Z, Wu W R, Guo Y L, et al. Embodied multi-agent systems: A review [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025, 12(6): 1095-1116.

[10] Zhang C R, Zhang C H, Xu Z B, et al. Embodied intelligent industrial robotics: Framework and techniques[J]. arXiv, 2025.

[11] Liu Y, Chen W X, Bai Y J, et al. Aligning cyber space with physical world: A comprehensive survey on embodied AI[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(6): 7253-7274.

[12] Dong W H, Li S F, Zheng P. Toward embodied intelligence-enabled human - robot symbiotic manufacturing: A large language model-based perspective[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2025, 25(5): 050801.

[13] Li J J, Li Z J, Chen F, et al. Combined sensing, cognition, learning, and control for developing future neuro-robotics systems: A survey[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2019, 11(2): 148-163.

[14] Shen T Y, Sun J L, Kong S H, et al. The journey/DAO/TAO of embodied intelligence: From large models to foundation intelligence and parallel intelligence[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2024, 11(6): 1313-1316.

[15] Tao Y, Wan J H, Wang T M, et al. Establishing a new paradigm of embodied intelligence: A review of the current status and development trends in humanoid robot technology[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(15): 121-147.

[16] Ren L, Dong J B, Liu S, et al. Embodied intelligence toward future smart manufacturing in the era of AI foundation model[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2025, 30(4): 2632-2642.

[17] EtherCAT Technology Group. EtherCAT technology introduction and overview[EB/OL]. 2022. Available: https://www.ethercat.org/pdf/english/ethercat_technology_group.pdf

[18] Xue C Y, Zhang T Y, Zhou Y B, et al. A survey and experimental study of real-time scheduling methods for 802.1Qbv TSN networks[J]. ACM Computing Surveys, 2026, 58(2): 46.

[19] Pourkabirian A, Kordafshari M S, Jindal A, et al. A vision of 6G URLLC: Physical-layer technologies and enablers[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2024, 8(2): 20-27.

[20] Zhang Y, Xia W C, Zhao H T, et al. Performance analysis of cell-free

- massive MIMO-URLLC systems over correlated Rician fading channels with phase shifts[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 12206-12222.
- [21] Ahmed M, Muzaffar R, Hamidovic D, et al. Resilient time synchronization in 6G networks: A hot standby solution[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2025, 9(1): 52-58.
- [22] Wang Z X, Li Z H, Long C, et al. Time synchronization for 5G and TSN integrated networking[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(9): 2969-2980.
- [23] Ju S H, Rappaport T S. Statistical channel model of wideband sub-THz radio propagation in indoor factories at 142 GHz: Toward 6G industrial wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(11): 16316-16331.
- [24] Wu Y L, Dai H N, Wang H Z, et al. A survey of intelligent network slicing management for industrial IoT: Integrated approaches for smart transportation, smart energy, and smart factory[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(2): 1175-1211.
- [25] Guo M, He S B, Gu C J, et al. Towards distributed flow scheduling in IEEE 802.1Qbv time-sensitive networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2024, 20(5): Article 104.
- [26] IEC/IEEE. P60802 time-sensitive networking profile for industrial automation[S]. 2024.
- [27] Shih Y Y, Hsiao M C. Online scheduling with incremental reconfiguration in IEEE 802.1Qch-based TSN for IIoT[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, early access, 2026, doi: 10.1109/TETC.2026.3667727.
- [28] Feng Z W, Wu C Q, Deng Q X, et al. On the scheduling of fault-tolerant time-sensitive networking with IEEE 802.1CB[J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2024, 43(6): 1715-1728.
- [29] Wang H Z, Sun L, Wang J Q, et al. An accuracy-enhanced delay upper bound model for in-vehicle time-sensitive networking with network calculus[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, to be published, 2025. DOI:10.1109/TVT.2025.3615953.
- [30] Guo S S, Lu B B, Wen M W, et al. Customized 5G and beyond private networks with integrated URLLC, eMBB, mMTC, and positioning for industrial verticals[J]. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2022, 6(1): 52-57.
- [31] Li L T, Liu Y, You I, et al. A smart retransmission mechanism for ultra-reliable applications in industrial wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(2): 1988-1996.
- [32] 3GPP. TR 22.804 V16.2.0 study on communication for automation in vertical domains[S]. 2019.
- [33] Adil M, Qiu T, Zhou X B, et al. Integrated 5G and time sensitive networking for emerging applications: A survey of advancements, challenges, and future directions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 4016-4049.
- [34] Zambouri K, Noor-A-Rahim M, John J, et al. A comprehensive survey of wireless time-sensitive networking (TSN): Architecture, technologies, applications, and open issues[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2025, 27(4): 2129-2160.
- [35] Zhao J, Wang T, Tong H N, et al. A joint flow scheduling scheme for the uplink of 5G-TSN in industrial Internet of Things systems[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 2339-2350.
- [36] Li M Y, Guo S T, Chen C, et al. DecAge: Decentralized flow scheduling for industrial 5G and TSN integrated networks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2024, 11(1): 543-555.
- [37] Peng Q H, Ren H, Pan C H, et al. Resource allocation for cell-free massive MIMO-enabled URLLC downlink systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(6): 7669-7684.
- [38] Pase F, Giordani M, Cavallero S, et al. A distributed neural linear Thompson sampling framework to achieve URLLC in industrial IoT [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2026, 25: 12996-13010.
- [39] Peng Q, Ren H, Pan C, et al. Two-timescale design for reconfigurable intelligent surface-aided URLLC[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 13664-13677.
- [40] Mahmood N H, Berardinelli G, Khatib E J, et al. A functional architecture for 6G special-purpose industrial IoT networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(3): 2530-2540.
- [41] Zhang P, Niu K, Wang X, et al. ComAI: The convergence of communication and artificial intelligence[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 2163-2197.
- [42] Wang X, Du H, Feng L, et al. Effective throughput maximization for NOMA-enabled URLLC transmission in industrial IoT systems: a generative AI-based approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(10): 13327-13339.
- [43] Wang H, Zhang N, Liu X, et al. A simple event-based average consensus clock synchronization scheme in industrial wireless sensor networks under communication delays[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(8): 10113-10122.
- [44] Huang Y, Xu W, Dai Y, et al. Graph deep reinforcement learning for multi-cycle queuing and scheduling in deterministic networking[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2025, 12(2): 1297-1310.
- [45] Luo L, Foerster K T, Schmid S, et al. Toward deterministic wide-area networks via deadline-aware routing and scheduling[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2025, 33(4): 1762-1778.
- [46] Finn N, Thubert P, Varga B, et al. Deterministic networking architecture[R]. RFC 8655, IETF, 2019.
- [47] Zhang W, Liao P, Yang D, et al. Toward deterministic satellite-terrestrial integrated networks via resource adaptation and differentiated scheduling[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(10): 11092-11109.
- [48] Chen Y, Yin F, Guo B, et al. Cross-layer AKA protocol for industrial control based on channel state information[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2024, 19: 8263-8274.
- [49] Liu T H, Liu J Q, Zhang T, et al. Generative AI-driven cross-layer covert communication: fundamentals, framework, and case study[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2025, 63(10): 128-134.
- [50] Mast N, Khan S, Uddin M I, et al. A cross-layer solution for contention control to enhance TCP performance in wireless ad-hoc networks[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 24875-24893.
- [51] Sathish K, Sungheetha A, Chitra D, et al. Machine learning-driven rate adaptation strategies for cross-layer routing in MANETs[C]//Proceedings of the 2025 3rd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT). Piscataway: IEEE Press, 2025: 2263-2268.
- [52] Zhou M, Dong H R, Song H F, et al. Embodied intelligence-based per-

- ception, decision-making, and control for autonomous operations of rail transportation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2025, 10(12): 5061-5070.
- [53] Zhu J, Li H Y, Zhang T. Camera, LiDAR, and IMU based multi-sensor fusion SLAM: a survey[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2024, 29(2): 415-429.
- [54] Wang S C, Nikolić M N, Lam T L, et al. Robot manipulation based on embodied visual perception: a survey[J]. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2025, 10(4): 945-958.
- [55] Liu X, Nardari G V, Cladera F, et al. Large-scale autonomous flight with real-time semantic SLAM under dense forest canopy[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 5512-5523.
- [56] Chen K Q, Xiao J H, Liu J L, et al. Semantic visual simultaneous localization and mapping: a survey[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025, 26(6): 7426-7449.
- [57] Zhou W X, Zhang R Y, Chen G Y, et al. Integrated sensing and communication waveform design: a survey[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2022, 3: 1930-1949.
- [58] Zhang D, Cui Y H, Cao X W, et al. Integrated sensing and communications over the years: an evolution perspective[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 5014-5048.
- [59] Luo X W, Lin Q F, Zhang R Y, et al. ISAC—a survey on its layered architecture, technologies, standardizations, prototypes, and testbeds[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 485-526.
- [60] Wymeersch H, Tervo N, Wänstedt S, et al. Cross-layer integrated sensing and communication: a joint industrial and academic perspective[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2025, 6: 6966-7015.
- [61] Meng K T, Masouros C, Petropulu A P, et al. Cooperative ISAC networks: performance analysis, scaling laws, and optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(2): 877-892.
- [62] Dai Q L, Zeng Y, Wang H Z, et al. A tutorial on MIMO-OFDM ISAC: from far-field to near-field[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 4319-4358.
- [63] Zhang R H, Ding J, Zhou Q, et al. Deep learning-driven MA-RIS co-design for near-field ISAC: joint antenna positioning, phase shifting, and beamforming optimization[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 3650-3660.
- [64] Lyu W T, Yang S J, Xiu Y, et al. Movable antenna enabled integrated sensing and communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(4): 2862-2875.
- [65] Lyu L, Li X L, Dai Y P, et al. ISAC powered hybrid path planning for AGVs in industrial IoT systems[C]//*Proceedings of the 2025 Seventeenth International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-7.
- [66] Liu Z X, Zhu Y, Hu Y L, et al. Performance trade-off for ultra-reliable and low-latency service in multi-functional ISAC network[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2026, 13: 7429-7447.
- [67] Liu R, Li M, Luo H H, et al. Integrated sensing and communication with reconfigurable intelligent surfaces: opportunities, applications, and future directions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2023, 30(1): 50-57.
- [68] Hong W, Zhang Z Y, Xi W, et al. Integrated sensing and communication (ISAC) channel model toward 3GPP 6G standardization: modeling, validation, and application[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2026, 44: 3459-3472.
- [69] Wu K, Bigdeli Y, Keivaan S A, et al. Integrated sensing and communication (ISAC) transceiver: hardware architectures, enabling technologies, and emerging trends[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Electromagnetics, Antennas and Propagation*, 2025, 1: 37-64.
- [70] Liu G Y, Xi R Y, Wang X Q, et al. Cooperative sensing for ISAC: challenges, system design, beam management, and performance validation [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2026, 44: 608-625.
- [71] Wang M, Zhao L, Yue Y. PA3DNet: 3-D vehicle detection with pseudo shape segmentation and adaptive camera-LiDAR fusion[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(11): 10693-10703.
- [72] Wang L, Zhang X Y, Li J, et al. Multi-modal and multi-scale fusion 3D object detection of 4D radar and LiDAR for autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(5): 5628-5641.
- [73] Liu X, Wen S H, Jiang Z M, et al. A multisensor fusion with automatic vision-LiDAR calibration based on factor graph joint optimization for SLAM[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 9513809.
- [74] Hong S, Zheng C R, Shen Y, et al. GS-LIVO: real-time LiDAR, inertial, and visual multisensor fused odometry with Gaussian mapping[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2025, 41: 4253-4270.
- [75] Zhang H B, Li L, Jiang A D, et al. LICFM3-SLAM: LiDAR-inertial-camera fusion and multimodal multilevel matching for bionic quadruped inspection robot mapping[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 7506217.
- [76] Gong L, Gao B, Sun Y, et al. preciseSLAM: Robust, real-time, LiDAR - inertial - ultrasonic tightly-coupled SLAM with ultraprecise positioning for plant factories[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(6): 8818-8827.
- [77] Li S, Li X, Chen S, et al. Two-step LiDAR/camera/IMU spatial and temporal calibration based on continuous-time trajectory estimation[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(3): 3182-3191.
- [78] Cheng S, Sun C, Zhang S, et al. SG-SLAM: A real-time RGB-D visual SLAM toward dynamic scenes with semantic and geometric information[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 7501012.
- [79] Luong N C, Huynh-The T, Vu T H, et al. Advanced learning algorithms for integrated sensing and communication (ISAC) systems in 6G and beyond: A comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 2572-2611.
- [80] Tian Y, Chang Y, Herrera Arias F, et al. Kimera-Multi: Robust, distributed, dense metric-semantic SLAM for multi-robot systems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2022-2038.
- [81] Yamazaki K, Hanyu T, Vo K, et al. Open-Fusion: Real-time open-vocabulary 3D mapping and queryable scene representation[C]//*2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Yokohama, Japan, 2024: 9411-9417.
- [82] Wilson J, Song J, Fu Y, et al. MotionSC: Data set and network for real-time semantic mapping in dynamic environments[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 8439-8446.
- [83] Liu X, Prabhu A, Cladera F, et al. Active metric-semantic mapping by multiple aerial robots[C]//*2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. London, UK, 2023: 3282-3288.

- [84] Asgharivaskasi A, Atanasov N. Semantic OcTree mapping and Shannon mutual information computation for robot exploration[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 39(3): 1910-1928.
- [85] Pan Y, Xie J, Wu J, et al. Camera-LiDAR fusion with latent correlation for cross-scene place recognition[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2025, 72(3): 2801-2809.
- [86] Zhang Z, Zhao J, Huang C, et al. Learning visual semantic map-matching for loosely multi-sensor fusion localization of autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 358-367.
- [87] Liu P, Guo Z, Warke M, et al. DynaMem: online dynamic spatio-semantic memory for open world mobile manipulation[C]//Proceedings of the 2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2025: 13346-13355.
- [88] Li X, He H, Huang J, et al. ASFM-AFD: multimodal fusion of AFD-optimized LiDAR and camera data for paper defect detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 3545514.
- [89] Wu Y, He J, Zhang K, et al. Embodied intelligence-based hybrid edge computing networks for scalable task execution in Industrial IoT[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2025, 47: 100916.
- [90] Sharma M, Tomar A, Hazra A. Edge computing for Industry 5.0: fundamental, applications, and research challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 19070-19093.
- [91] Friha O, Ferrag M A, Kantarci B, et al. LLM-based edge intelligence: a comprehensive survey on architectures, applications, security and trustworthiness[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2024, 5: 5799-5856.
- [92] Jin J, Pang Z, Kua J, et al. Cloud-fog automation: the new paradigm toward autonomous industrial cyber-physical systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(9): 2917-2937.
- [93] Liu J, Du Y, Yang K, et al. Edge-cloud collaborative computing on distributed intelligence and model optimization: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 5049-5080.
- [94] Wu H, Chen J, Nguyen T N, et al. Lyapunov-guided delay-aware energy efficient offloading in IIoT-MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(2): 2117-2128.
- [95] Huynh D V, Khosravirad S R, Cotton S L, et al. Joint sensing, communications, and computing design for 6G URLLC service-oriented MEC networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(20): 32429-32439.
- [96] Cheng S, Sun C, Zhang S, et al. SG-SLAM: a real-time RGB-D visual SLAM toward dynamic scenes with semantic and geometric information[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 7501012.
- [97] Hong S, Zheng C, Shen Y, et al. GS-LIVO: real-time LiDAR, inertial, and visual multisensor fused odometry with Gaussian mapping[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2025, 41: 4253-4270.
- [98] Liu X, Wen S, Jiang Z, et al. A multisensor fusion with automatic vision-LiDAR calibration based on factor graph joint optimization for SLAM[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 9513809.
- [99] Tian Y, Chang Y, Herrera Arias F, et al. Kimera-Multi: robust, distributed, dense metric-semantic SLAM for multi-robot systems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2022-2038.
- [100] Tang J, Chen J, He J, et al. Toward general industrial intelligence: a survey of large models as a service in Industrial IoT[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 2054-2086.
- [101] Ren L, Dong J, Zeng X, et al. Digital genealogy: AIGC-driven evolution of digital twin for future smart manufacturing[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2026, 23: 3525-3535.
- [102] Shyalika C, Prasad R, Al Ghazo A, et al. SmartPilot: a multiagent CoPilot for adaptive and intelligent manufacturing[C]//Proceedings of the 2025 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI). Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-8.
- [103] Ren L, Wang H, Dong J, et al. Industrial foundation model[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(5): 2286-2301.
- [104] Zhang R, Liu G, Liu Y, et al. Toward edge general intelligence with Agentic AI and agentification: concepts, technologies, and future directions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026, 28: 4285-4318.
- [105] Zhao Y, Hu J, Yang K, et al. A joint communication and control system for URLLC in Industrial IoT[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(11): 15074-15079.
- [106] Lin H C, Zeng H B, Zhang X M, et al. Stability analysis for delayed neural networks via a generalized reciprocally convex inequality[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, 34(10): 7491-7499.
- [107] Sun Y, Xu J, Chen C, et al. Reinforcement learning-based optimal tracking control for levitation system of maglev vehicle with input time delay[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 7500813.
- [108] Gan Y, Zhang B, Shao J, et al. Embodied intelligence: bionic robot controller integrating environment perception, autonomous planning, and motion control[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(5): 4559-4566.
- [109] Zhang W, Sun T, Yang D, et al. Dynamic resource scheduling for deterministic communication, computation, and control integration in industrial cyber-physical systems[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2026, 12: 864-880.
- [110] Cao L, Pan Y, Liang H, et al. Observer-based dynamic event-triggered control for multiagent systems with time-varying delay[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(5): 3376-3387.
- [111] Li H, He X, Wu Y, et al. Digital twin and AI-driven robotic embodied control system: a novel adaptive learning and decision optimization method[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2026, 98: 103138.
- [112] Tobin J, Fong R, Ray A, et al. Domain randomization for transferring deep neural networks from simulation to the real world[C]//Proceedings of the 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2017: 23-30.
- [113] Chen H, Li S, Fan J, et al. Human-in-the-loop robot learning for smart manufacturing: a human-centric perspective[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, 22: 11062-11086.
- [114] International Organization for Standardization. ISO 10218-1: 2025 Robotics — Safety requirements — Part 1: Industrial robots[S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2025.
- [115] International Organization for Standardization. ISO 10218-2: 2025 Robotics — Safety requirements — Part 2: Industrial robot applica-

tions and robot cells[S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2025.

- [116] International Organization for Standardization. ISO/TS 15066:2016 Robots and robotic devices — Collaborative robots[S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2016.
- [117] Pan Y, Wu Y, Lam H K. Security-based fuzzy control for nonlinear networked control systems with DoS attacks via a resilient event-triggered scheme[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(10): 4359-4368.
- [118] Wang J, Wang D, Su L, et al. Dynamic event-triggered H_∞ load frequency control for multi-area power systems subject to hybrid cyber attacks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(12): 7787-7798.
- [119] Chen P, Zhang D, Yu L, et al. Dynamic event-triggered output feedback control for load frequency control in power systems with multiple cyber attacks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(10): 6246-6255.
- [120] Zhang B, Xia Q. Neurorobotics for automotive manufacturing industry in era of embodied intelligence: a mini review[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2026, 20: 1796043.
- [121] Ren L, Wang H, Dong J, et al. Industrial foundation model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(5): 2286-2301.
- [122] Friha O, Ferrag M A, Kantarci B, et al. LLM-based edge intelligence: a comprehensive survey on architectures, applications, security and trustworthiness[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2024, 5: 5799-5856.

[作者简介]



王健全 (1974—), 男, 山西平遥人, 博士, 北京科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为工业泛在网络、工业互联网、工业互联网安全、网络协同与智能制造等。



张容熙 (2001—), 男, 内蒙古鄂尔多斯人, 北京科技大学在读硕士, 主要研究方向为通信感知计算控制一体化及具身智能。



张荣辉 (1987—), 男, 河南驻马店人, 博士, 北京科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为通信感知计算控制一体化。



马彰超 (1984—), 男, 山西晋城人, 博士, 北京科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向网算控一体化的智能开放工业控制系统。



陈娜 (1989—), 女, 黑龙江大庆人, 博士, 北京科技大学副教授, 主要研究方向为工业互联网无线通信智能交叉前沿技术。



孙雷 (1984—), 男, 贵州安顺人, 博士, 北京科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为移动通信技术、时间敏感网络、工业确定性网络、5G 与时间敏感网络协同传输技术、异构网络联合资源管理机制等。