

工业物联网智能感知-传输-控制融合：关键技术与未来展望

张明强^{*①} 马晓聪^① 杨雅娟^① 李东阳^② 李腴腴^③
王雷雨^④ 张海霞^{⑤⑥} 袁东风^{⑤⑥}

^①(曲阜师范大学网络空间安全学院 曲阜 273165)

^②(中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院 青岛 266580)

^③(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250358)

^④(鹏城实验室 深圳 518108)

^⑤(山东大学智能通信技术研究院 济南 250100)

^⑥(山东省智能通信与感算融合重点实验室 济南 250100)

摘要：大规模工业物联网设备的高效互联互通与智能管控是我国制造业数字化、网络化、智能化转型升级和高质量发展的关键。由于通信、计算和网络资源受限，传输环境复杂，感知、传输和控制系统分离设计，传统工业网络面临感知传输效率低、异构系统互操作性差和难以高效协同的严峻挑战。首先，该文调研并总结了工业物联网发展的核心需求与瓶颈问题，其次，重点聚焦智能感传控融合的工业网络架构、工业物联网智能感知方法、认知智能驱动的工业语义通信以及边缘智能感知-高效传输-最优控制联合设计等关键技术问题，讨论了工业物联网智能感知-传输-控制融合的研究进展，最后总结了工业大模型与工业智能体、工业5.0、工业跨模态协同交互和工业数字孪生等具有重要意义和发展潜力的未来研究方向。

关键词：工业物联网；感-传-控融合；工业语义通信；深度压缩感知

中图分类号：TN911

文献标识码：A

文章编号：1009-5896(2025)10-3410-16

DOI: 10.11999/JEIT250305

CSTR: 32379.14.JEIT250305

1 引言

工业物联网(Industrial Internet of Things, IIoT)是德国工业4.0、美国工业互联网和中国智能制造等国家战略共同关注和高度重视的一项新兴技术，已成为现代制造业数字化、网络化和智能化转型升级的核心驱动力^[1,2]。伴随第5代移动通信(5th Generation, 5G)、人工智能(Artificial Intelligence, AI)和工业互联网等“新基建”在工业场景的落地和制造业转型升级过程的逐步深入，大量具有感知和执行能力的边缘设备与终端借助工业物联网融入工业网络/信息物理系统，工业生产全生命周期数据已迅速升级为制造业发展最宝贵的战略资源和关键生产要素，数据的快速传输与价值的高效抽取也成为企业降本、提质和增效的关键^[3]。

大规模工业设备高效互联互通与智能管控问题是我国制造业绿色、低碳、高效和可持续发展的关键所在。未来，边缘智能使能的第6代移动通信网

络(6th Generation, 6G)致力于构建感知万物、链接万物和智慧内生的面向人机物的通感算一体化网络^[4]，并将延续5G向垂直行业快速延伸的趋势，而未来以人为本和面向大规模个性化定制的工业5.0^[5,6]要求工业网络系统设计必须同时满足感知、传输和控制的三重需求。传统感知理论重点聚焦信息高效采集，传统控制理论通常考虑完美传输条件，传统通信理论则致力于数据可靠传输，而不关注其内容和用途，上述感知、传输和控制分离设计思路，导致现有以ISA-95 (International Society of Automation Standard 95)为基础的工业网络和信息系​​统仍然面临感知传输效率低、异构系统互操作性差、难以高效协同等多方面的挑战^[7,8]，严重制约了工业网络系统整体性能和服务能力的提升。特别是，面向设备实时状态与网络态势感知、设备故障预警与预测性维护、产品质量智能管控、生产流程与工艺参数控制、生产排程智能决策、虚实融合数字孪生等大量新型重要场景^[9]，依托工业物联网实现信息全面精准感知、鲁棒高效传输和敏捷反馈控制的需求变得极为迫切，感知、传输、控制系统的融合设计也演变为工业场景智能化水平提升的关键。

异构工业系统语义互操作性^[10-12]是感知、传输、控制融合设计的核心瓶颈，也是异构系统敏捷

收稿日期：2025-04-25；改回日期：2025-08-20；网络出版：2025-08-26

*通信作者：张明强 mqzhang@qfnu.edu.cn

基金项目：山东省自然科学基金(ZR2023MF085)，国家自然科学基金(62401630, U23A20277)

Foundation Items: Shandong Provincial Natural Science Foundation (ZR2023MF085), The National Natural Science Foundation of China (62401630, U23A20277)

交互,降低子系统研发部署成本,构建自主、自治工业系统的核心诉求。现代工业物联网系统通常集成了多个信息技术(Information Technology, IT)与运营技术(Operational Technology, OT)平行子系统^[7],并具有各自独立的数据模型和语义互操作规范,形成天然的互操作性壁垒,难以实现跨厂商、跨系统的高效互操作和预期协同运行,严重限制了大规模网络互联和数据互通。工业异构子系统之间的语义互操作性级别越低,集成和维护越耗时、成本越高且越容易出错,这也为数据高效传输和语义/意图级别的价值挖掘带来巨大障碍。因此,探索面向工业物联网资源受限环境下的新型语义信息交互和互操作方法具有重要的理论和应用价值,能够有效降低系统资源消耗,提升系统交互时延性能和能源利用率。

可落地的工业AI^[13,14]是智能感知-传输-控制融合设计的关键。自主感知环境、决策并执行相应行动以达成特定目标的工业智能体是当前发展的趋势,作为智能体的“智慧源泉”,DeepSeek^[15]等AI大模型系统依赖于大量的显性知识(标准化知识、操作手册、日志等)进行训练和推理,可为其赋予强大的语言理解、推理能力,但无法像人类专家一样快速、灵活地运用隐性知识进行决策。由于隐性知识占据了工业知识的核心位置^[16],难以简单

量化和结构化,大模型训练微调的高消耗和工业领域隐性知识语义挖掘的巨大难度,为基于大模型的智能体构建带来巨大挑战。在特定工业场景下,尤其是高复杂度和动态变化环境中,大模型表现仍很不理想,面向感传控融合的工业AI落地之路仍严重依赖于专用工业AI模型的性能。

综上所述,如何设计智能、高效和鲁棒的感传控一体化联合策略,以满足工业物联网海量设备高效协同与敏捷管控需求,已成为感传控融合面临的核心科学问题,具有重要的理论和应用价值。为了给后续研究者提供参考,本文系统梳理了近年来多个具有潜在价值的工业物联网智能感传控融合关键技术,主要包括:云边端协同的工业网络架构,工业物联网智能感知方法,认知智能驱动的工业语义通信,以及边缘智能感知、高效传输与最优控制联合设计。最后总结了感传控融合面临的挑战,并对未来值得关注的研究点进行了展望。

2 智能感传控融合的工业网络架构

针对质量管控、设备故障诊断等典型任务需求场景,云边端高效协同的网络架构设计是感知-传输-控制融合的重要保证。如图1所示,云边端协同的智能感知-传输-控制融合架构包含工业物联网感知采集设备/工业控制器、工业智能网关(边缘数据

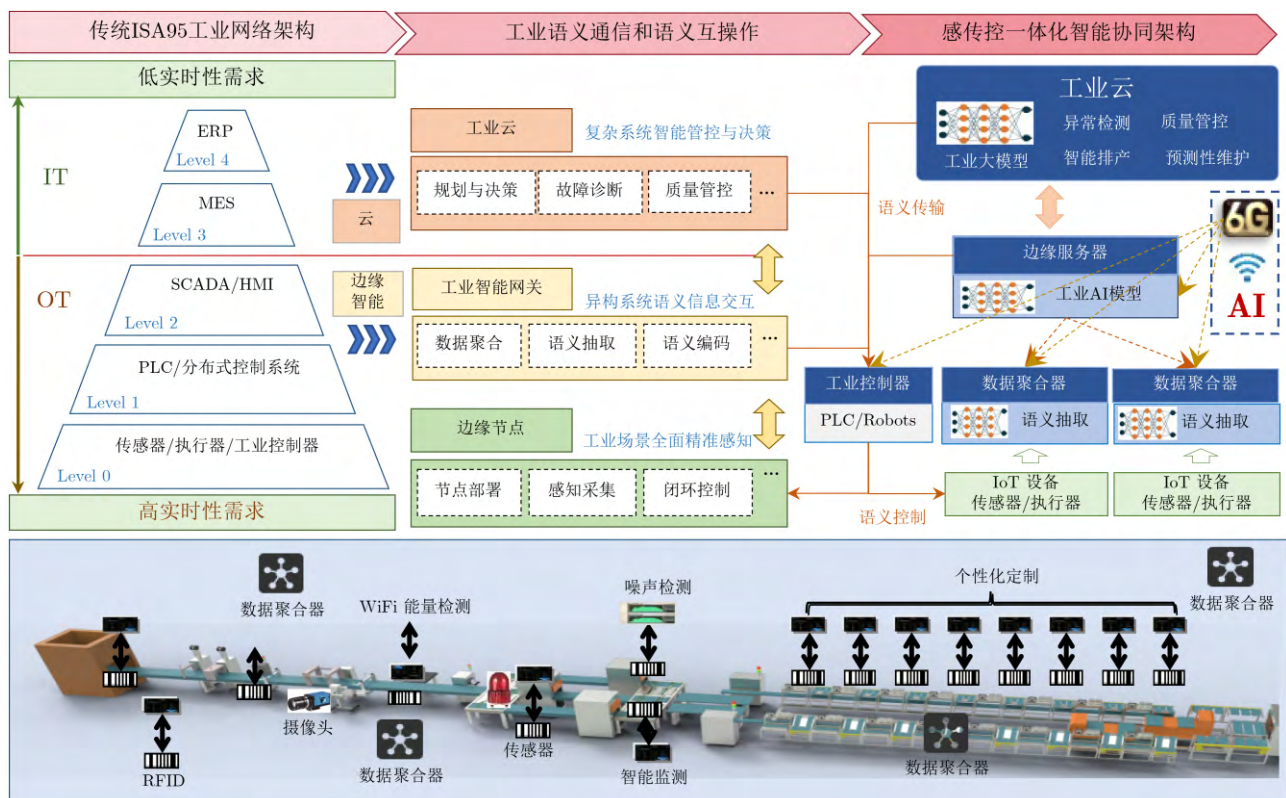


图1 云边端协同的工业物联网智能感知-传输-控制融合架构

聚合器、边缘服务器)、工业云等3层网络^[17]。在此框架下,传感器、执行器、轻型边缘计算节点和可编程逻辑控制器(Programmable Logic Controller, PLC)等大量边缘终端设备部署在产线特定位置,以收集数据和执行控制指令。智能传感器持续感知工业环境数据,数据聚合器完成数据采集、汇聚、融合、语义编码和特征抽取等工作^[18,19],边缘服务器负责执行边缘智能检测,并根据AI模型的语义识别和推理结果生成决策或反馈,以驱动PLC和其他执行器控制产线运行。工业云负责数据存储、全局AI模型训练,语义知识库构建与协同,并做出全局决策,支持各种工业应用和服务。上述核心架构和系统模型可以拓展到工业物联网感知、传输和控制闭环场景中,在云边端高效协同机制下,实现感知、通信、计算和存储等多维资源智能管理和产线设备闭环智能管控。

3 工业物联网智能感知方法

3.1 深度压缩感知

工业物联网中海量工业数据的智能感知和价值抽取是实现工业智能的首要前提和关键。工业场景下的产品业务、设备及环境状态监测等多源异构数据除了具备大数据所共有的体量大、速度快、多样性和价值密度低等特性外,还具有跨空间、多模态、时序性、强关联和闭环性等特点。受上述复杂数据特征和信息传输容量界的共同限制,以经典香农信息论为核心的信号感知、采集与压缩重建方法,因过高的采样率和计算复杂性造成存储、计算和网络资源的巨大浪费,难以满足海量异构工业数据高效感知与传输的需求,被列入后香农时代信息通信技术领域的十大挑战问题^[20]。压缩感知(Compressed Sensing, CS)^[21]突破奈奎斯特-香农采样定理限制,通过稀疏编码和非线性重建方法联合设计大幅缩减网络数据传输量,成为海量工业数据轻量化感知和高效聚合传输的有效手段^[22,23]。然而,现

有CS方案依赖于稀疏性变换、非相干采样和非线性重建三大准则,难以克服压缩比率、重建精度和算法复杂度等方面的不足。加之工业生产现场感知终端异构,设备接口形式多样,产线自动化水平不高/参差不齐等现状,复杂工业环境下异构海量数据全面精准感知与高效传输成为限制当前我国制造业转型升级和发展的重要“卡脖子”问题。

近年来,深度压缩感知(Deep Compressed Sensing, DCS)方法从数据驱动的视角,借助深度神经网络联合优化压缩测量和非线性重建过程,取得了重建速度和性能的同时提升^[24-26],同时有效缓解传输压力^[18,19],引起国内外学者的广泛关注。表1列出了具有代表性的深度压缩感知算法特点与主要任务。其中,文献[24]提出一种可学习迭代收缩阈值(Learned Iterative Shrinkage and Thresholding, LISTA)方法,实现了稀疏编码的最佳近似。DeepMind团队基于生成对抗式模型^[26],提出一种利用鉴别器梯度信息改进生成对抗网络的DCS方法^[27],通过联合训练生成器和借助元学习来优化DCS重建过程。文献[28]基于投影梯度下降方法,提出一种自适应深度的LISTA算法,实现了推理阶段网络深度的动态调整。文献[30-32]在ISTA-Net^[29]基础上提出内容感知的可扩展深度压缩感知^[30]和基于Transformer的压缩学习^[31]等模型,通过端到端方式学习非线性变换、收缩阈值和测量矩阵,实现了压缩比率灵活分配和自适应调整。借助路径可控选择器,动态路径可控深度展开网络^[32]可为每幅图像动态选择快速且合适的路径,通过调节不同的性能复杂性权衡来实现精简。文献[33]将具备可解释性的可逆扩散模型融入CS框架,通过两级可逆重构机制实现高精度深度重建,为资源受限工业网络中数据高效感知提供了可能。

工业物联网网络态势、环境和设备状态信息的精确感知是形成敏捷精准控制闭环的前提保证。而现有深度压缩感知方法所训练的深度学习模型通常

表 1 深度压缩感知算法特点与主要任务

方法	文献	年份	提出的算法	算法特点	主要任务
深度压缩感知	[24]	2010	LISTA	稀疏编码的最佳近似	稀疏编码与重建
	[25]	2015	SDA	堆叠降噪自编码器,可学习测量矩阵	数据重建与恢复
	[26]	2017	CSGM	基于生成对抗网络,不考虑稀疏性	数据重建
	[27]	2019	DCS	基于元学习和生成对抗网络,隐变量优化	数据重建
	[28]	2021	LISTA-based	网络深度的动态调整	稀疏信号恢复
	[30]	2022	CASNet	自适应采样率分配、细粒度可扩展	数据重建与恢复
	[31]	2023	TransCL	基于块CS,不同退化的鲁棒适应性	分类、分割、重建
	[32]	2023	DPC-DUN	性能-复杂度权衡来实现动态调整	数据重建
	[33]	2025	IDM	两级可逆重构机制	数据重建与恢复

只能在特定压缩比率下工作，严重影响了该方法落地应用过程的灵活性。在大多数应用中，通信网络或边缘设备会给出最大比特率的动态限制，通常，降低比特率意味着失真变得更加严重。为满足上述需求，压缩编码器应具有自适应调整压缩比率的能力，通过最小化速率和失真的联合优化达到特定 R-D (Rate-Distortion) 权衡。

3.2 可解释性深度压缩感知白盒网络

DCS方法从高质量压缩重建角度为有效提升传输效率提供了依据。然而，现有大量DCS模型依赖于非线性网络结构设计、损失函数设计和网络调参等工程技术手段，其深度学习黑盒模型的鲁棒性和可解释性均遭遇挑战^[34,35]，国内外学者进一步聚焦可解释性白盒网络设计，致力于构建数学上可解释、人类可理解、可验证的深度神经网络设计。文献[36,37]认为信息经深度神经网络逐层传递，最终收敛到信息瓶颈(Information Bottleneck, IB)的理论边界，随机梯度下降优化过程则可以划分为简短的“特征拟合”和更长时间的“特征压缩”两个独特阶段。文献[38]基于信息瓶颈理论，设计测量重要性生成器来最大化感知网络抽取压缩特征的重建重要性。文献[39,40]从深度学习第一性原理角度提出了基于最大编码率减少的“简约”与“自洽”两个基本原则和压缩闭环转录的计算框架，认为智能系统学习的本质是从外部世界高维数据中识别低维结构并以最紧凑方式进行重组，并进一步基于稀疏编码率缩减展开优化思路，构建了一种优于标准Transformer的白盒架构CRATE(Coding RATE Transformer)^[41]，同时具有更强的可解释性。尽管DCS方法在机器视觉等领域已取得重要进展，由于工业场景中异构多源数据稀疏特性繁杂、感知、采集和传输环境复杂、节点能力受限等，面向工业物联网数据高效感知与传输的DCS方法研究仍然进展缓慢^[18,19]，如何在资源受限条件下设计具备低时延数据传输特性的高精度、高压缩比率、具备可解释性的白盒DCS模型仍亟待深入探索和研究。

3.3 物理信息驱动方法

近年来，物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINN)^[42-45]从数据和机理融合视角为降低深度学习“黑盒”特性，提升模型可解释性提供了新的方法，引起国内外研究学者的广泛关注。表2列出了近几年具有代表性的PINN算法的特点与主要任务。其中，Raissi等人^[42]提出的物理信息神经网络首次将深度学习方法与物理定律相结合，以解决偏微分方程发现和时空函数逼近等经典问题。Karniadakis等人^[43]提出了一种物理信息引导的机器学习框架(Physics-Informed Machine Learning, PIML)，通过引入物理定律(如偏微分方程)来约束机器学习模型，有效提高了模型的精度和准确性。Chen等人^[44]提出了一种基于物理信息的稀疏回归神经网络，用于从稀疏且嘈杂的数据中识别非线性时空系统的控制偏微分方程。Kontogiannis等人^[45]提出了一种物理信息压缩感知(PICS)重建方法用于求解Navier-Stokes反问题，能够为模型提供关键物理领域知识的预测指导，显著提高预测精度同时大幅降低了数据采集成本。

由于深度学习具有“黑盒”特性，DCS模型难以有效解决语义信息的准确感知和鲁棒传输问题。如图2所示，结合物理信息和数据驱动机器学习的优势，将已知的物理定律和约束纳入机器学习与人工智能模型设计过程，为多模态工业语义信息融合感知和稀疏表达提供更高的准确性，从而显著提高故障检测^[46]、状态检测^[47]和剩余寿命预测^[48]等不同AI模型的预测精度。同时，从数据、机理双驱动角度增强DCS模型对工业复杂场景的适应能力，可为有效提升工业语义信息感知与传输的可解释性和灵活性提供保障。

4 认知智能驱动的工业语义通信

4.1 工业异构系统语义互操作性

工业异构系统之间高效的语义信息交互和互操作是工业物联网感传控融合的关键^[10-12]。为提升异

表 2 物理信息神经网络算法特点与主要任务

方法	文献	年份	提出的算法	算法特点	主要任务
物理信息神经网络	[42]	2019	PINN	逆问题求解，时空函数逼近	偏微分方程发现
	[43]	2021	PIML	引入物理定律约束的机器学习方法	逆问题求解，综述
	[44]	2021	PINN-SR	稀疏回归，多维非线性时空PDE、交替方向优化	数据稀缺偏微分方程
	[45]	2023	PICS	Navier-Stokes问题求解更新先验，CS稀疏采样恢复	数据重建与恢复
	[46]	2021	CNN-based	数据、物理驱动损失函数设计	故障检测
	[47]	2024	PINN-based	以经验退化和状态空间方程建模	电池状态监测
	[48]	2025	MLP-based	物理知识引入损失函数设计	剩余寿命预测

构系统的语义互操作性,打通工业场景横纵向数据流,全球官方和相关行业组织相继提出德国工业4.0参考架构模型(Reference Architectural Model Industrie 4.0, RAMI4.0)、中国智能制造系统架构(Intelligent Manufacturing System Architecture, IMSA)等多种顶层参考架构,在语义层面对工业信息进行了标准化描述。OPC UA(OPC Unified Architecture)信息模型通过定义统一数据接口,致力于实现不同厂商系统之间的互操作和快速数据交换^[49,50]。工业场景下的语义信息交互更关心在有限的信道带宽下向接收者提供最大数量的有意义和有用的信息,而不是最大化原始数据吞吐量,其核心难点在于如何实现原始数据中语义信息的高效抽取,同时有效去除引起语义模糊或造成模型扰动的语义噪声。

如图3所示,针对质量管控、设备故障预测等特定任务场景,基于OPC UA信息模型,完成工业系统/网络/设备数据和内嵌信息模型(实时数据获取、历史信息获取)的统一建模和语义封装,借助

认知智能理论构建多模态工业语义知识图谱(图3(a)),实现制造过程多模态数据的语义/意图抽取、语义特征融合、语义传输及语义推理过程,同时为工业场景语义信息交互双方及AI等高层应用提供高质量的语义标注数据,提升IT/OT异构系统融合过程的“即插即用”能力。在此基础上,考虑语义特征抽取、恢复过程及信源信道的扰动影响,如图3(b)所示,将语义信息交互过程与AI模型不稳定和鲁棒性问题联合建模,实现具备可解释性的鲁棒语义编解码器设计与工业语义通信系统构建,可有效提升异构工业系统的语义信息交互能力,支撑质量管控、故障诊断等新型应用。图3(c)为面向机床刀具磨损的故障诊断过程示例,基于工业语义知识图谱的故障推理过程可更准确分析故障原因和影响,从而促进故障快速恢复。

4.2 工业语义通信

作为一种全新通信范式和未来6G潜在关键技术,语义通信^[51-54]以人类普适性知识和语义体系为

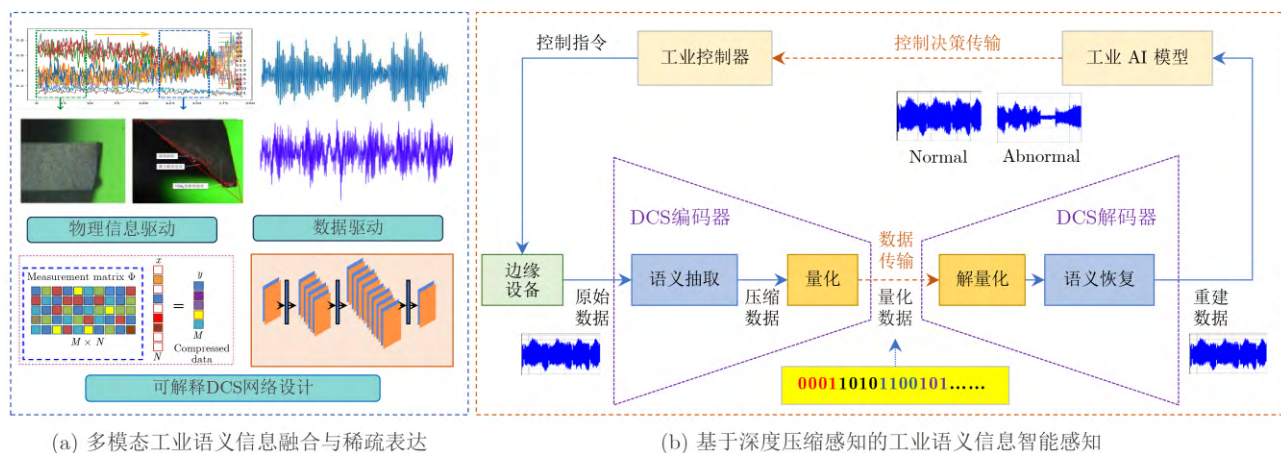


图2 基于可解释深度压缩感知的多模态工业语义信息智能感知与传输

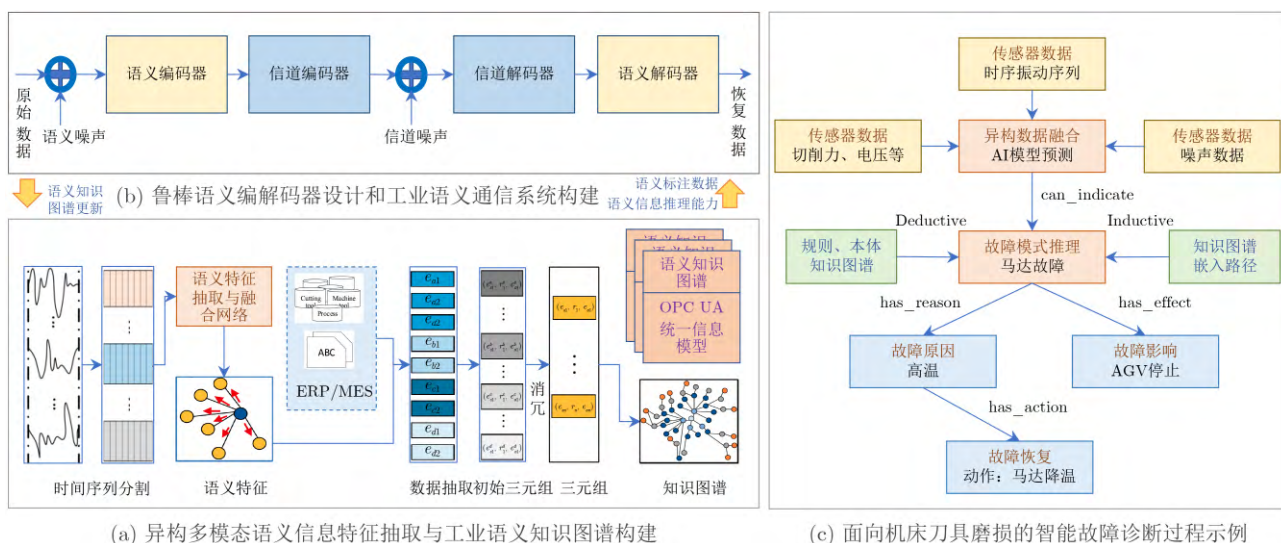


图3 认知智能驱动的工业语义信息鲁棒传输与工业智能应用

基础，通过构建通信双方共享的语义知识库^[55,56]，设计语义级信息编码、传输解决方案^[57,58]，驱动通信网络从传统数据传输到智能达意通信的转变。语义通信的核心是在发送端提取信息的“意义”，借助收发双方匹配的知识库，语义可在接收端被成功“解释”。工业语义通信^[59,60]则面向现代工业场景，以“精准达意”为目的，提供了保障机器间高效通信的新途径，有望成为提升工业异构系统的语义互操作能力，支撑M2M, H2M, H2H(M: Machine, H: Human)多种类型人-机-物智联交互的新兴重要方法。工业语义通信本质上是一种面向智能制造和工业场景的语义通信解决方案，该方案包括构建通信双方共享一致性描述的工业语义知识库、设计语义级别的工业信息编解码网络、完成语义失真、语义相似性和语义可靠性等关键指标度量等多个核心任务。

联合信源信道编码(Joint Source-Channel Coding, JSCC)^[61,62]被认为是实现高效语义通信的核心技术，尤为契合对实时性和鲁棒性要求严苛的工业通信需求。传统通信系统在动态信道条件下，固定码率机制难以适应信道状态变化，符号错误率随信道劣化而急剧上升，极易造成信息严重失真。为应对此类挑战，近年来，如表3所示，学界围绕具备动态信道自适应能力的JSCC架构，开展了多项面向图像通信的探索性研究^[63-66]。面向未来，在工业物联网感知-传输-控制融合架构中，发展轻量化、具备信道感知与语义理解能力、融合多模态感知信息的语义自适应编解码机制也将成为关键，有助于增强异构数据间的协同表达与智能决策能力，降低边缘设备的计算负担，支撑工业系统全流程智能化升级。然而，由于工业场景下机器类通信具有与人类通信不同的业务模式，多源多模态、异构非结构化和复杂稀疏特性使得高维数据语义难以精确定量刻画，语义特征抽取与统一表征异常困难。工业极度碎片化场景和特异性需求、语义知识库不完备性等因素为工业语义可靠传输带来巨大挑战。

4.3 工业知识图谱与语义知识库

近年来，知识图谱的快速增长见证了知识工程

的复兴，为语义知识库构建提供了有力工具。文献[67]总结了面向现代语义通信的语义知识库体系架构，揭示了语义知识库对语义通信传输效率的潜力，提出了跨模态、跨任务和跨环境的多语义知识库框架。文献[68]指出基于知识图谱的故障诊断与推理方法可以改进互操作性，提升面向非专家用户提供高级推理和查询响应的服务能力。由于现有知识图谱多采用纯符号表示，而抽象符号难以追溯其在时空中的本源，这损害了机器理解现实世界的能力，文献[69]提出构建多模态知识图谱是实现人类水平机器智能的必然关键步骤。文献[70]提出了一种基于嵌入时间序列数据的工业知识图谱的语义感知事件链接推理方法，实现了具有工业时间知识的隐性信息的挖掘和推断。文献[71]提出了一种基于语义知识库的联邦零样本故障诊断框架，通过将非结构化故障描述转换为语义属性，提高全局未见故障的识别能力。文献[72]提出了一种基于语义知识库的端到端多语义传输优化框架，以减少通信开销并优化语义损失，在远程零样本识别任务中提升传输效率与分类精度。文献[73]提出了一种基于语义知识库的生成式语义通信架构，通过构建信源、任务和信道三类子知识库提升6G通信效率。值得注意的是，工业物联网系统感知的海量工业数据主要包括技术文档等静态数据和设备实时感知的动态时间序列数据(含文本、图像、声音和视频等多种形式)。通常，静态数据与动态数据之间的上下文关系很差，虽然协作交互日益复杂，目前却严重缺乏统一建模方法来融合两类数据形成统一的语义知识库。尽管上述工作在工业知识图谱与语义知识库构建方面取得了大量进展，面向工业4.0复杂场景完备语义知识库的构建仍然面临巨大挑战。

4.4 工业语义信息鲁棒传输

工业物联网场景电磁环境复杂，干扰严重，导致现有数据传输方法和模型不仅传输效率较低，而且极易受到微小扰动影响，稳定性差，而系统状态的不准确观测和信息的不完整传输都将严重影响控制决策的精准度。因此，工业语义信息传输不仅要求通信系统具有较强的抗干扰能力，还需要在数据

表 3 信源信道联合编码算法特点与主要任务

方法	文献	年份	提出的算法	算法特点	主要任务和使用的数据集
信源信道联合编码	[61]	2019	DeepJSCC	自编码器压缩、降噪，抗“悬崖效应”	图像通信，Cifar10, ImageNet, Kodak
	[62]	2020	DeepJSCC-f	利用信道反馈提升重建质量	图像通信，Cifar10, ImageNet, Kodak
	[63]	2023	Generative JSCC	基于生成对抗网络实现率-失真-感知折中	图像通信，CelebA-HQ, ImageNet
	[64]	2023	DeepJSCC-V	动态压缩比，预测自适应码率控制	图像通信，Cifar10, ImageNet, Cifar100, Kodak
	[65]	2025	SwinJSCC	Transformer-单模型适应多信道和速率	图像通信，DIV2K, Kodak, CLIC2021, Cifar10
	[66]	2025	D ² -JSCC	两步速率控制、自适应先验建模	图像通信，Kodak, CLIC2021

处理和传输过程中保证较高的鲁棒性。Hu等人^[74]提出了一种融合对抗训练、掩蔽策略与特征重要性模块的鲁棒端到端语义通信框架,在显著降低传输开销的同时,有效提升了系统在多任务场景下应对语义噪声的能力。Xie等人^[75]提出了一种基于深度学习的记忆型语义通信系统Mem-DeepSC,引入记忆模块处理上下文信息,保证系统能够在动态传输环境中对语义信息进行鲁棒性传输。Peng等人^[76,77]提出了支持深度学习的鲁棒语义通信系统(R-DeepSC)和基于多尺度视觉Transformer的DeepSC-RI系统,通过引入语义校正器进行鲁棒语义编码,有效提升了语义通信的鲁棒性和图像传输性能。Zhou等人^[78]提出了ROME框架,通过模型集成检测和缓解语义干扰攻击,提高了语义通信系统在面对不同强度攻击时的鲁棒性。Weng等人^[79]提出了Ross-S2T,一种用于语音到文本翻译的鲁棒语义通信系统,通过深度语义编码器和GAN补偿器,提高了对损坏语音的传输鲁棒性。Park等人^[80]提出了一种基于KL散度的正则化方法,用于增强深度联合信源信道编码在噪声信道中的鲁棒性。Pei等人^[81]提出了一种基于潜在扩散模型的语义通信系统,通过抗异常值编码、轻量级适配器和一致性蒸馏策略,有效提升了在噪声信道中的鲁棒性传输能力。

综上,工业设备之间不断增加的连接水平会导致指数级的复杂性,因感知不精确和传输不可靠导致的控制过程决策偏差会将工业物联网系统推入不稳定和不安全的状态。因此,系统状态的全面感知、高效而鲁棒的语义传输、语义级别的故障智能检测、诊断和推理机制成为可靠工业物联网系统的关键推动因素,可以从新的维度提升异构工业系统的语义信息交互能力和互操作水平,从而促进制造业高质量发展。当前,工业异构系统语义信息交互的研究仍处于起步阶段,如何设计工业语义知识库/知识图谱以及语义级别的信息压缩编码和鲁棒传输解决方案亟需进一步深入探索。

5 边缘智能感知、高效传输与最优控制联合设计

智能制造场景中5G/B5G/未来6G、工业物联网、工业互联网和企业私有网络等多网络之间跨网交互将在未来很长一段时间内成为常态,导致感知-传输-控制三者耦合关系具有复杂非线性特征,跨网控制面耦合异常复杂^[8]。目前,感知-传输-控制闭环联合设计方面的研究还非常欠缺,其核心原因在于感知-传输-控制功能多为独立分离式设计,三者之间的深层耦合关系仍未充分挖掘^[82,83]。文献[82]

提出了边缘感知与控制联合优化方法,通过控制性能牵引-感知性能激励的交替设计,实现了感知和控制误差同时趋零及对感知偏差的主动抑制。文献[83]针对最优信息年龄(Age of Information, AoI)能量感知控制和计算卸载问题,借助深度强化学习设计了一种智能能量控制和计算卸载算法,在满足实时数据处理AoI约束的同时实现了长期能耗的最小化。文献[84]将通信-控制协同设计划分为具有通信约束的控制问题和具有控制约束的通信问题,并提出了一种自动引导车(Automated Guided Vehicle, AGV)的协同控制方法,实现了编码率阈值的优化,降低了无线资源消耗。文献[85]提出了一种感知、通信和控制集成调度方法,通过感知-控制模式激活与数据速率的联合优化,实现了数据传输速率和运动控制性能的双重保证。文献[86]提出了一种基于感知-通信-控制协同设计的面向服务质量的无人机定位系统,通过优化感知调度和块长度分配实现了数据传输量的最小化。文献[87]尝试融合信息论和控制论,提出网络系统容量的概念,用来表征在稀疏网络感知和有损通信条件下控制器稳定被控对象的能力,并进一步刻画了网络系统容量、感知容量和信道容量三者之间的内在关系。文献[88]提出一种任务导向的通信、计算与控制协同设计框架,结合信息瓶颈理论的联合源信道编码和延迟感知的轨迹引导控制预测,显著提升工业网络系统在带宽受限和高延迟环境下的性能。文献[89]提出了一种Lyapunov辅助的深度强化学习算法,用于联合优化任务卸载决策和压缩比选择,最小化端到端延迟的同时提升协同感知的效率和准确性。

感知-传输-控制一体化联合设计是智能制造领域未来发展趋势。感知采样率、传输速率与传输可靠性、控制精准度和稳定性作为工业智能管控系统的核心技术指标,具备原生的深层耦合关系。图4为基于工业语义通信的边缘智能感知、高效传输与最优控制一体化联合设计框架,其中包括工业语义通信系统、语义知识库、面向应用的工业AI模型和感知-传输-控制闭环优化机制等核心要素。该框架下,首先以工业异构系统语义互操作规范为基础,借助OPC UA信息模型对被观测工业系统所包含的工业数据进行语义一致性描述,进一步挖掘各类工业实体之间的逻辑关系,采用语义三元组形式构建多模态语义知识图谱,用于指导工业语义通信系统的编解码传输过程和工业AI模型的预测和知识推理过程。工业语义通信系统借助传感器感知被观测系统状态数据,数据经编码、传输和解码恢复后,支撑边缘/云端工业AI模型在预测性维护、质量管控

等场景的应用。同时，语义重建质量以及AI预测与推理的准确性可以作为反馈指标，驱动控制子系统做出决策，对被观测系统状态以及工业语义通信系统传输速率等参数进行优化调整。综上，高精度的感知是高准确性控制的前提，同时也意味着更多的传感器能量消耗、更高的传输代价和计算压力，感知-传输-控制协同设计则可以降低对感知及编码率的要求，减少通信资源消耗。因此，在网络带宽、传输速率和时延受限的工业物联网场景下，以最小化感知-传输-控制总代价为目标，有限目标内感传控融合协同设计具备实现高精度感知、高效可靠传输、实时精准控制等性能复杂折中和优化的可行性，其实现则同时依赖于现有工业网络架构的创新性演进和AI算力与模型的有效支撑。

6 未来展望与挑战

尽管已有较多研究探索智能感知-传输-控制的深度融合，伴随生成式人工智能和具身智能的快速

发展，面向工业物联网场景下智能感传控融合仍存在诸多挑战。本文从工业大模型与工业智能体、工业5.0、工业跨模态协同交互和工业数字孪生等方面探讨未来潜在发展方向和面临的核心挑战。

6.1 工业AI大模型与工业智能体

如图5所示，工业大模型^[90,91]通过深度学习、自然语言处理和机器视觉等技术，能够处理和分析生产过程中的各类数据，提供工业智能的基础底座。工业智能体^[92,93]集成了机器学习、人工智能和自动化控制系统，通过传感器、数据接口等收集周围环境信息，依托内部算法和工业AI模型对信息进行深度剖析、推理，权衡各种可能的行动方案，最终做出最优决策，并通过执行器将决策转化为实际行动，完成数据感知-传输-控制闭环。工业智能体不仅能够执行自动化任务，通过不断与人类操作员和其他智能体的互动协作，能够有效识别生产中的潜在问题，提出改善建议，动态调整生产流程，从而促进人机协作的高效性和灵活性。由于工业隐性

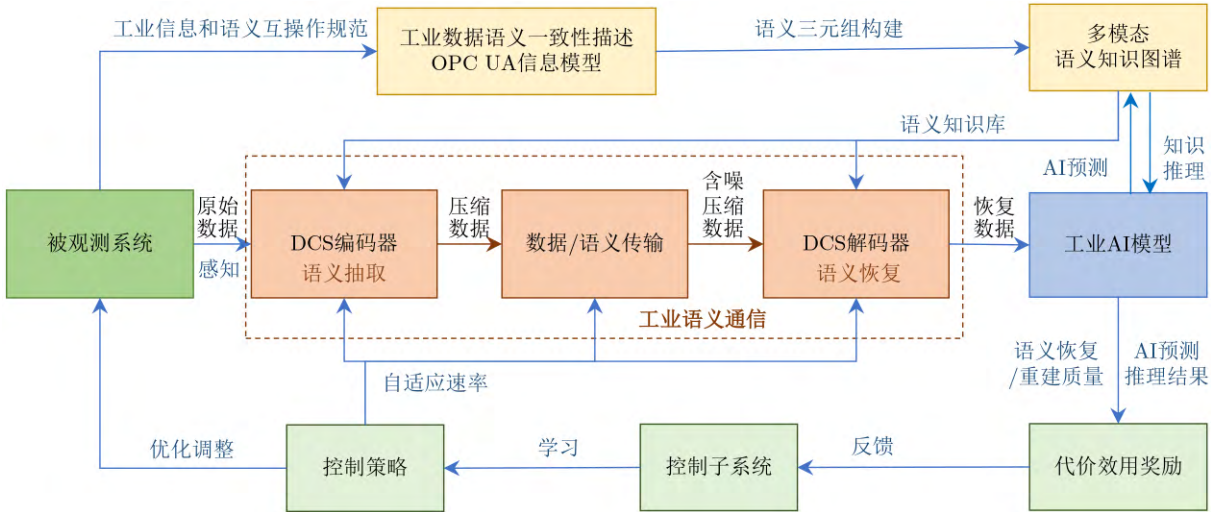


图 4 基于工业语义通信的边缘智能感知、高效传输与最优控制一体化联合设计框架

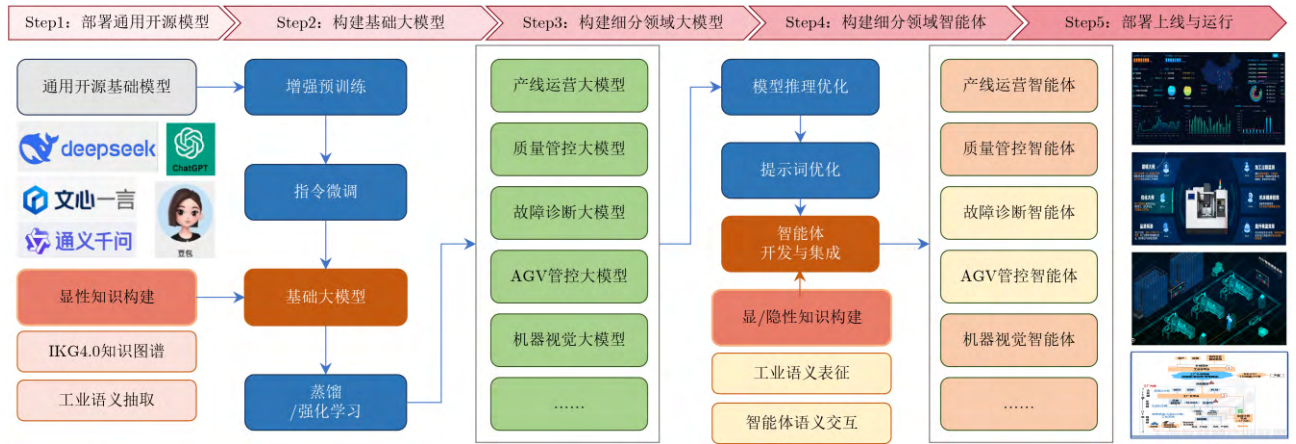


图 5 基于工业大模型与工业语义信息交互的工业智能体系统构建路径

知识占据了工业知识的核心位置,工业领域隐性知识语义挖掘为基于大模型的智能体构建带来巨大挑战,尤其是高复杂度和动态变化环境中,工业AI落地之路仍严重依赖于专用模型的性能。

6.2 工业5.0

当前,工业5.0^[5,6,94]的核心诉求凝练为“以人为中心、可持续、韧性”三个关键点,不仅是传统制造模式的升级,更提出人机协同工作的崭新需求,其目标是通过人与智能系统、智能装备的智能、高效、灵活协作,发挥人类的智慧和机器的效率,实现弹性、个性化的生产模式,而不是简单的机器替代人类。通过人机协作,机器不仅能自主执行复杂任务,还能根据实时反馈与人类操作员共同调整决策^[95,96],优化生产节奏,提前发现潜在故障或生产瓶颈,确保生产系统的稳定性,同时提升机器人控制系统自主决策能力和任务准确性,保障人机协作的安全性^[97,98]。工业5.0是人工智能、数字孪生、协作机器人、增强现实、实时通信等多种技术的有机结合,为智能感知、传输和控制的融合设计提出新的更高需求,同时仍然面临可控性、有效性、泛化性等多层次的技术融合挑战。

6.3 工业跨模态协同交互

随着工业场景中感知设备类型的多样化,系统获取的数据呈现出高度的异构性,涵盖了图像、声音、视频、文本等多种模态,通常以碎片化、多模态的形式存在,传统单一模态处理方式难以满足复杂工业环境中对精准感知和高效控制的需求,无法充分捕捉到生产过程中各方面的动态变化。跨模态协同交互通过高效融合来自不同模态的数据^[99],可以提升信息感知的准确性,优化数据传输效率与决策的精准度^[100],实现更深层次的信息融合^[101],从而推动工业物联网系统向更加智能、高效和稳定的方向发展。随着跨模态协同交互的深入应用,智能化生产模式不仅仅依赖于单一感知方式,而是通过多层次、多维度的实时反馈与决策,推动生产系统的自主性、灵活性和可靠性不断提升。跨模态协同交互推动了智能感知、传输与控制融合设计的发展,同时在不同感知通道的多模态数据融合与同步、模型的实时性等方面也存在巨大的挑战。

6.4 工业数字孪生

工业数字孪生与智能制造、工业5.0等技术的需求高度契合^[102,103],为工业场景物理资产和流程的实时管控提供了更经济高效的解决方案,将进一步推动智能感知-传输-控制融合设计的发展。面向工业物联网的数字孪生通常集成了基于强化学习的通信、计算、控制融合设计,迁移学习和联邦学习

等先进人工智能方法,以及基于区块链的安全解决方案^[104],从以虚仿实到虚实共生不同成熟度等级持续演进^[105],为工业物联网系统提供了实时监控、预测性维护、远程诊断和快速响应等高级功能,从而有效推动智能协作和个性化定制的实现^[106],提升生产精度^[107],增强数据处理能力并扩展应用场景^[108]。同时,数字孪生与三维可视化的核心区别在于虚实融合的数字实体与物理实体之间存在实时高效交互^[109],同时具备预测与反馈控制能力。面向复杂工业场景和物理机理,数字孪生系统在高精度语义感知、实时高效交互、自适应容错控制等方面仍面临巨大挑战,虚实系统高效推演的迫切需求将推动智能感知-传输-控制融合设计的快速发展。

7 结束语

研发新一代工业物联网智能感知-传输-控制融合关键技术,是推动制造业数字化、网络化、智能化转型升级与高质量发展的重要举措,具有重要理论价值和现实意义。本文总结了工业物联网发展的核心瓶颈问题,从感传控融合的网络架构、智能感知方法、工业语义通信、感传控融合等方面梳理了当前研究进展和潜在关键技术,讨论了具有重要意义的未来研究方向。伴随人工智能、工业大模型、工业5.0等领域理论研究和产业发展的持续演进,以工业物联网为基础的语义级智能感知-传输-控制融合设计方法,将为工业场景下新一代信息技术落地提供新的思路。与此同时,智能感知-传输-控制融合的闭环设计还存在大量挑战性问题,亟需进一步深入探索,以推动工业物联网的智能升级和制造业的高质量发展。

参考文献

- [1] SISINNI E, SAIFULLAH A, HAN Song, *et al.* Industrial Internet of Things: Challenges, opportunities, and directions[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(11): 4724–4734. doi: 10.1109/TII.2018.2852491.
- [2] 中国通信院. 主要国家和地区推动制造业数字化转型的政策研究报告[R]. 2022.
China Academy of Information and Communications Technology. Research report on policies promoting digital transformation of manufacturing in major countries and regions[R]. 2022.
- [3] CERQUITELLI T, PAGLIARI D J, CALIMERA A, *et al.* Manufacturing as a data-driven practice: Methodologies, technologies, and tools[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2021, 109(4): 399–422. doi: 10.1109/JPROC.2021.3056006.
- [4] LETAIEF K B, SHI Yuanming, LU Jianmin, *et al.* Edge artificial intelligence for 6G: Vision, enabling technologies,

- and applications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(1): 5–36. doi: 10.1109/JSAC.2021.3126076.
- [5] MADDIKUNTA P K R, PHAM Q V, PRABADEVI B, *et al.* Industry 5.0: A survey on enabling technologies and potential applications[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2022, 26: 100257. doi: 10.1016/J.JII.2021.100257.
- [6] TALLAT R, HAWBANI A, WANG Xingfu, *et al.* Navigating industry 5.0: A survey of key enabling technologies, trends, challenges, and opportunities[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 26(2): 1080–1126. doi: 10.1109/COMST.2023.3329472.
- [7] 洪学海, 蔡迪. 面向“互联网+”的OT与IT融合发展研究[J]. *中国工程科学*, 2020, 22(4): 18–23. doi: 10.15302/J-SSCAE-2020.04.015.
- HONG Xuehai and CAI Di. Convergence of OT and IT for internet plus[J]. *Strategic Study of CAE*, 2020, 22(4): 18–23. doi: 10.15302/J-SSCAE-2020.04.015.
- [8] 关新平, 陈彩莲, 杨博, 等. 工业网络系统的感知-传输-控制一体化: 挑战和进展[J]. *自动化学报*, 2019, 45(1): 25–36. doi: 10.16383/J.AAS.C180484.
- GUAN Xinping, CHEN Cailian, YANG Bo, *et al.* Towards the integration of sensing, transmission and control for industrial network systems: Challenges and recent developments[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(1): 25–36. doi: 10.16383/J.AAS.C180484.
- [9] 中国信通院. 中国智能制造发展研究报告-智能工厂[R]. 2022. China Academy of Information and Communications Technology. Research Report on the Development of Intelligent Manufacturing in China - Smart Factory[R]. 2022.
- [10] GANZHA M, PAPRZYCKI M, PAWŁOWSKI W, *et al.* Semantic interoperability in the Internet of Things: An overview from the INTER-IoT perspective[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2017, 81: 111–124. doi: 10.1016/J.JNCA.2016.08.007.
- [11] HAZRA A, ADHIKARI M, AMGOTH T, *et al.* A comprehensive survey on interoperability for IIoT: Taxonomy, standards, and future directions[J]. *ACM Computing Surveys*, 2021, 55(1): 9. doi: 10.1145/3485130.
- [12] YAO Shengshi, LU Yanpeng, NIU Kai, *et al.* Semantic information processing for interoperability in the Industrial Internet of Things[J]. *Fundamental Research*, 2024, 4(1): 8–12. doi: 10.1016/J.FMRE.2023.06.003.
- [13] AHMED I, JEON G, and PICCIALI F. From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in industry 4.0: A survey on what, how, and where[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(8): 5031–5042. doi: 10.1109/TII.2022.3146552.
- [14] LENG Jiewu, ZHU Xiaofeng, HUANG Zhiqiang, *et al.* Unlocking the power of industrial artificial intelligence towards Industry 5.0: Insights, pathways, and challenges[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 73: 349–363. doi: 10.1016/J.JMSY.2024.02.010.
- [15] DeepSeek-AI. Deepseek-v3 technical report[J]. arXiv preprint arXiv: 2412.19437, 2025. doi: 10.48550/arXiv.2412.19437.
- [16] LIANG Jiachen, ZHANG Shusheng, ZHANG Yajun, *et al.* A knowledge graph-based approach to modeling & representation for machining process design intent[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2024, 62: 102645. doi: 10.1016/J.AEI.2024.102645.
- [17] DAI Wenbin, NISHI H, VYATKIN V, *et al.* Industrial edge computing: Enabling embedded intelligence[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2019, 13(4): 48–56. doi: 10.1109/MIE.2019.2943283.
- [18] ZHANG Mingqiang, ZHANG Haixia, YUAN Dongfeng, *et al.* Learning-based sparse data reconstruction for compressed data aggregation in IoT networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(14): 11732–11742. doi: 10.1109/JIOT.2021.3059735.
- [19] ZHANG Mingqiang, ZHANG Haixia, ZHANG Chuanting, *et al.* Communication-efficient quantized deep compressed sensing for edge-cloud collaborative industrial IoT networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(5): 6613–6623. doi: 10.1109/TII.2022.3202203.
- [20] 徐文伟, 张弓, 白铂, 等. 后香农时代ICT领域的十大挑战问题[J]. *中国科学: 数学*, 2021, 51(7): 1095–1138. doi: 10.1360/SSM-2021-0013.
- XU Wenwei, ZHANG Gong, BAI Bo, *et al.* Ten key ICT challenges in the post-Shannon era[J]. *Scientia Sinica Mathematica*, 2021, 51(7): 1095–1138. doi: 10.1360/SSM-2021-0013.
- [21] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.
- [22] HAUPT J, BAJWA W U, RABBAT M, *et al.* Compressed sensing for networked data[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 92–101. doi: 10.1109/MSP.2007.914732.
- [23] XIANG Liu, LUO Jun, and ROSENBERG C. Compressed data aggregation: Energy-efficient and high-fidelity data collection[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2013, 21(6): 1722–1735. doi: 10.1109/TNET.2012.2229716.
- [24] GREGOR K and LECUN Y. Learning fast approximations of sparse coding[C]. Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine

- Learning, Haifa, Israel, 2010: 399–406.
- [25] MOUSAVI A, PATEL A B, and BARANIUK R G. A deep learning approach to structured signal recovery[C]. 2015 53rd Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton), Monticello, USA, 2015: 1336–1343. doi: 10.1109/ALLERTON.2015.7447163.
- [26] BORA A, JALAL A, PRICE E, *et al.* Compressed sensing using generative models[C]. Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, 2017: 537–546.
- [27] WU Yan, ROSCA M, and LILLICRAP T. Deep compressed sensing[C]. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, Long Beach, USA, 2019: 6850–6860.
- [28] CHEN Wei, ZHANG Bowen, JIN Shi, *et al.* Solving sparse linear inverse problems in communication systems: A deep learning approach with adaptive depth[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(1): 4–17. doi: 10.1109/JSAC.2020.3036959.
- [29] ZHANG Jian and GHANEM B. ISTA-Net: Interpretable optimization-inspired deep network for image compressive sensing[C]. Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018: 1828–1837. doi: 10.1109/CVPR.2018.00196.
- [30] CHEN Bin and ZHANG Jian. Content-aware scalable deep compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2022, 31: 5412–5426. doi: 10.1109/TIP.2022.3195319.
- [31] MOU Chong and ZHANG Jian. TransCL: Transformer makes strong and flexible compressive learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(4): 5236–5251. doi: 10.1109/TPAMI.2022.3194001.
- [32] SONG Jiechong CHEN Bin, and ZHANG Jian. Dynamic path-controllable deep unfolding network for compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 2202–2214. doi: 10.1109/TIP.2023.3263100.
- [33] CHEN Bin, ZHANG Zhenyu, LI Weiqi, *et al.* Invertible diffusion models for compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(5): 3992–4006. doi: 10.1109/TPAMI.2025.3538896.
- [34] ANTUN V, RENNA F, POON C, *et al.* On instabilities of deep learning in image reconstruction and the potential costs of AI[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(48): 30088–30095. doi: 10.1073/PNAS.1907377117.
- [35] PAPYAN V, HAN X Y, and DONOHO D L. Prevalence of neural collapse during the terminal phase of deep learning training[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(40): 24652–24663. doi: 10.1073/PNAS.2015509117.
- [36] TISHBY N and ZASLAVSKY N. Deep learning and the information bottleneck principle[C]. 2015 IEEE Information Theory Workshop (ITW), Jerusalem, Israel, 2015: 1–5. doi: 10.1109/ITW.2015.7133169.
- [37] SHWARTZ-ZIV R and TISHBY N. Opening the black box of deep neural networks via information[J]. arXiv preprint arXiv: 1703.00810, 2017. doi: 10.48550/arXiv.1703.00810.
- [38] LEE B, KO K, HONG J, *et al.* Information bottleneck measurement for compressed sensing image reconstruction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1943–1947. doi: 10.1109/LSP.2022.3205275.
- [39] CHAN K H R, YU Yaodong, YOU Chong, *et al.* ReduNet: A white-box deep network from the principle of maximizing rate reduction[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2022, 23(1): 4907–5009.
- [40] WRIGHT J and MA Yi. High-Dimensional Data Analysis with Low-Dimensional Models: Principles, Computation, and Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.
- [41] YU Yaodong, BUCHANAN S, PAI D, *et al.* White-box transformers via sparse rate reduction: Compression is all there is?[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2024, 25(1): 14426–14553.
- [42] RAISSI M, PERDIKARIS P, and KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *Journal of Computational Physics*, 2019, 378: 686–707. doi: 10.1016/J.JCP.2018.10.045.
- [43] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU Lu, *et al.* Physics-informed machine learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422–440. doi: 10.1038/s42254-021-00314-5.
- [44] CHEN Zhao, LIU Yang, and SUN Hao. Physics-informed learning of governing equations from scarce data[J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 6136. doi: 10.1038/s41467-021-26434-1.
- [45] KONTOGIANNIS A and JUNIPER M P. Physics-informed compressed sensing for PC-MRI: An inverse Navier-Stokes problem[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 281–294. doi: 10.1109/TIP.2022.3228172.
- [46] SHEN Sheng, LU Hao, SADOUGHI M, *et al.* A physics-informed deep learning approach for bearing fault detection[J]. *Engineering Applications of Artificial*

- Intelligence*, 2021, 103: 104295. doi: 10.1016/J.ENGAPPAI.2021.104295.
- [47] WANG Fujin, ZHAI Zhi, ZHAO Zhibin, *et al.* Physics-informed neural network for lithium-ion battery degradation stable modeling and prognosis[J]. *Nature Communications*, 2024, 15(1): 4332. doi: 10.1038/s41467-024-48779-z.
- [48] LIAO Wangang, LONG Xiangyun, and JIANG Chao. A physics-informed neural network method for identifying parameters and predicting remaining life of fatigue crack growth[J]. *International Journal of Fatigue*, 2025, 191: 108678. doi: 10.1016/J.IJFATIGUE.2024.108678.
- [49] BRUCKNER D, STĂNICĂ M P, BLAIR R, *et al.* An introduction to OPC UA TSN for industrial communication systems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(6): 1121–1131. doi: 10.1109/JPROC.2018.2888703.
- [50] LI Xiaobin, ZHANG Shucheng, JIANG Pei, *et al.* Knowledge graph based OPC UA information model automatic construction method for heterogeneous devices integration[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 88: 102736. doi: 10.1016/j.rcim.2024.102736.
- [51] BAO Jie, BASU P, DEAN M, *et al.* Towards a theory of semantic communication[C]. 2011 IEEE Network Science Workshop, West Point, USA, 2011: 110–117. doi: 10.1109/NSW.2011.6004632.
- [52] XIE Huiqiang, QIN Zhijin, LI G Y, *et al.* Deep learning enabled semantic communication systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 2663–2675. doi: 10.1109/TSP.2021.3071210.
- [53] LUO Xuewen, CHEN H H, and GUO Qing. Semantic communications: Overview, open issues, and future research directions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2022, 29(1): 210–219. doi: 10.1109/MWC.101.2100269.
- [54] IMT-2030(6G)推进组. 语义通信研究报告&语义通信及语义认知网络架构研究[R]. 2023.
- IMT-2030 (6G) Promotion Group. Research Report on Semantic Communication Technology & Research on Semantic Communication and Semantic Cognitive Network Architecture[R]. 2023.
- [55] CHACCOUR C, SAAD W, DEBBAH M, *et al.* Less data, more knowledge: Building next generation semantic communication networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2025, 27(1): 37–76. doi: 10.1109/COMST.2024.3412852.
- [56] GETU T M, KADDOUM G, and BENNIS M. Semantic communication: A survey on research landscape, challenges, and future directions[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2024, 112(11): 1649–1685. doi: 10.1109/JPROC.2024.3520707.
- [57] 鹏城实验室, 北京邮电大学, 香港中文大学(深圳). 面向现代语义通信的语义知识库技术白皮书[R]. 2023.
- Pengcheng Laboratory, Beijing University of Posts and Telecommunications, The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen). White Paper on Semantic Knowledge Base Technology for Modern Semantic Communication[R]. 2023.
- [58] 牛凯, 鲁延鹏, 董超. 面向工业互联网的语义编码传输方法及应用[J]. 中山大学学报: 自然科学版中英文, 2025, 64(1): 51–60. doi: 10.13471/j.cnki.acta.snus.ZR20240204.
- NIU Kai, LU Yanpeng, and DONG Chao. Semantic coding transmission method and application for industrial internet[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2025, 64(1): 51–60. doi: 10.13471/j.cnki.acta.snus.ZR20240204.
- [59] LU Yuqian and ASGHAR M R. Semantic communications between distributed cyber-physical systems towards collaborative automation for smart manufacturing[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, 55: 348–359. doi: 10.1016/J.JMSY.2020.05.001.
- [60] ZHANG Mingqiang, YANG Yajuan, SONG Baokun, *et al.* Industrial semantic communications for tool wear monitoring in industrial IoT networks[C]. 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops), Hangzhou, China, 2024: 248–253. doi: 10.1109/ICCCWorkshops62562.2024.10693780.
- [61] BOURTSOULATZE E, KURKA D B, and GÜNDÜZ D. Deep joint source-channel coding for wireless image transmission[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019, 5(3): 567–579. doi: 10.1109/TCCN.2019.2919300.
- [62] KURKA D B and GÜNDÜZ D. DeepJSCC-f: Deep joint source-channel coding of images with feedback[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory*, 2020, 1(1): 178–193. doi: 10.1109/JSAIT.2020.2987203.
- [63] ERDEMIR E, TUNG T Y, DRAGOTTI P L, *et al.* Generative joint source-channel coding for semantic image transmission[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(8): 2645–2657. doi: 10.1109/JSAC.2023.3288243.
- [64] ZHANG Wenyu, ZHANG Haijun, MA Hui, *et al.* Predictive and adaptive deep coding for wireless image transmission in semantic communication[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(8): 5486–5501. doi: 10.1109/TWC.2023.3234408.
- [65] YANG Ke, WANG Sixian, DAI Jincheng, *et al.* SwinJSCC: Taming swin transformer for deep joint source-channel coding[J]. *IEEE Transactions on Cognitive*

- Communications and Networking*, 2025, 11(1): 90–104. doi: 10.1109/TCCN.2024.3424842.
- [66] HUANG Jianhao, YUAN Kai, HUANG Chuan, *et al.* D²-JSCC: Digital deep joint source-channel coding for semantic communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(4): 1246–1261. doi: 10.1109/JSAC.2025.3531546.
- [67] 孙亚萍, 崔曙光, 张平. 面向语义通信的语义知识库综述[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(2): 19–23. doi: 10.12142/ZTETJ.202302005.
- SUN Yaping, CUI Shuguang, and ZHANG Ping. Survey on semantic knowledge base for semantic communications[J]. *ZTE Technology Journal*, 2023, 29(2): 19–23. doi: 10.12142/ZTETJ.202302005.
- [68] CHI Yuanfang, DONG Yanjie, WANG Z J, *et al.* Knowledge-based fault diagnosis in Industrial Internet of Things: A survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(15): 12886–12900. doi: 10.1109/JIOT.2022.3163606.
- [69] ZHU Xiangru, LI Zhixu, WANG Xiaodan, *et al.* Multi-modal knowledge graph construction and application: A survey[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(2): 715–735. doi: 10.1109/TKDE.2022.3224228.
- [70] ZHOU Bin, SHEN Xingwang, LU Yuqian, *et al.* Semantic-aware event link reasoning over industrial knowledge graph embedding time series data[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(12): 4117–4134. doi: 10.1080/00207543.2021.2022803.
- [71] LI Baoxue and ZHAO Chunhui. Federated zero-shot industrial fault diagnosis with cloud-shared semantic knowledge base[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(13): 11619–11630. doi: 10.1109/JIOT.2023.3243401.
- [72] SUN Yaping, CHEN Hao, XU Xiaodong, *et al.* Semantic knowledge base-enabled zero-shot multi-level feature transmission optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(5): 4904–4917. doi: 10.1109/TWC.2023.3323380.
- [73] REN Jinke, ZHANG Zezhong, XU Jie, *et al.* Knowledge base enabled semantic communication: A generative perspective[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2024, 31(4): 14–22. doi: 10.1109/MWC.001.2300553.
- [74] HU Qiyu, ZHANG Guangyi, QIN Zhijin, *et al.* Robust semantic communications with masked VQ-VAE enabled codebook[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 8707–8722. doi: 10.1109/TWC.2023.3265201.
- [75] XIE Huiqiang, QIN Zhijin, and LI G Y. Semantic communication with memory[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(8): 2658–2669. doi: 10.1109/JSAC.2023.3288236.
- [76] PENG Xiang, QIN Zhijin, TAO Xiaoming, *et al.* A robust semantic text communication system[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 11372–11385. doi: 10.1109/TWC.2024.3381950.
- [77] PENG Xiang, QIN Zhijin, TAO Xiaoming, *et al.* A robust image semantic communication system with multi-scale vision transformer[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(4): 1278–1291. doi: 10.1109/JSAC.2025.3531413.
- [78] ZHOU Kequan, ZHANG Guangyi, CAI Yunlong, *et al.* ROME: Robust model ensembling for semantic communication against semantic jamming attacks[J]. arXiv preprint arXiv: 2501.01172, 2025. doi: 10.48550/arXiv.2501.01172.
- [79] WENG Zhenzi, QIN Zhijin, and LI G Y. Robust semantic communications for speech transmission[C]. ICASSP 2025–2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Hyderabad, India, 2025: 1–5. doi: 10.1109/ICASSP49660.2025.10889160.
- [80] PARK T, HONG E, JEON Y S, *et al.* Robust deep joint source channel coding for task-oriented semantic communications[J]. arXiv preprint arXiv: 2503.12907, 2025. doi: 10.48550/arXiv.2503.12907.
- [81] PEI Jianhua, FENG Cheng, WANG Ping, *et al.* Latent diffusion model-enabled low-latency semantic communication in the presence of semantic ambiguities and wireless channel noises[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(5): 4055–4072. doi: 10.1109/TWC.2025.3535714.
- [82] JI Zhiduo, CHEN Cailian, HE Jianping, *et al.* Edge sensing and control co-design for industrial cyber-physical systems: Observability guaranteed method[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, 52(12): 13350–13362. doi: 10.1109/TCYB.2021.3079149.
- [83] HUANG Jiwei, GAO Han, WAN Shaohua, *et al.* AoI-aware energy control and computation offloading for industrial IoT[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2023, 139: 29–37. doi: 10.1016/J.FUTURE.2022.09.007.
- [84] QIAO Yyue, FU Yusun, and YUAN Muyun. Communication-control co-design in wireless networks: A cloud control AGV example[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(3): 2346–2359. doi: 10.1109/JIOT.2022.3211766.
- [85] CHANG Bo, TANG Wei, YAN Xiaoyu, *et al.* Integrated scheduling of sensing, communication, and control for mmWave/THz communications in cellular connected UAV networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2103–2113. doi: 10.1109/

- JSAC.2022.3157366.
- [86] WANG Zijie, LIU Rongke, LIU Qirui, *et al.* QoS-oriented sensing-communication-control co-design for UAV-enabled positioning[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(1): 497–511. doi: 10.1109/TGCN.2023.3234139.
- [87] GUAN Xinping. Network system capacity: Towards integrating sensing, communication and control[J]. *National Science Open*, 2024, 3(1): 20230036. doi: 10.1360/nso/20230036.
- [88] DIAO Yufeng, ZHANG Yichi, DE MARTINI D, *et al.* Task-oriented co-design of communication, computing, and control for edge-enabled industrial Cyber-Physical Systems[J]. arXiv preprint arXiv: 2503.08661, 2025. doi: 10.48550/arXiv.2503.08661.
- [89] LU Binbin, HUANG Xumin, WU Yuan, *et al.* Joint optimization of compression, transmission and computation for cooperative perception aided intelligent vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(5): 8201–8214. doi: 10.1109/TVT.2025.3528026.
- [90] LU Jingwei, WANG Xingxia, CHENG Xiang, *et al.* Parallel factories for smart industrial operations: From big AI models to field foundational models and scenarios engineering[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(12): 2079–2086. doi: 10.1109/JAS.2022.106094.
- [91] REN Lei, WANG Haiteng, DONG Jiabao, *et al.* Industrial foundation model[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, 55(5): 2286–2301. doi: 10.1109/TCYB.2025.3527632.
- [92] GUO Shaolong, WANG Yuntao, ZHANG Ning, *et al.* A survey on semantic communication networks: Architecture, security, and privacy[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024: 1–1. doi: 10.1109/COMST.2024.3516819.
- [93] YANG Kun, XU Zhi, YANG Dingkan, *et al.* Robust multi-agent collaborative perception via spatio-temporal awareness[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, 35(6): 5644–5658. doi: 10.1109/TCSVT.2025.3528980.
- [94] LENG Jiewu, SHA Weinan, WANG Baicun, *et al.* Industry 5.0: Prospect and retrospect[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 65: 279–295. doi: 10.1016/j.jmsy.2022.09.017.
- [95] KATSAMPIRIS-SALGADO K, DIMITROPOULOS N, GKRIZIS C, *et al.* Advancing human-robot collaboration: Predicting operator trajectories through AI and infrared imaging[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 74: 980–994. doi: 10.1016/J.JMSY.2024.05.015.
- [96] YU Weigang, LV Jianhao, ZHUANG Weibin, *et al.* Rescheduling human-robot collaboration tasks under dynamic disassembly scenarios: An MLLM-KG collaboratively enabled approach[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025, 80: 20–37. doi: 10.1016/J.JMSY.2025.02.015.
- [97] WANG Shenglin, ZHANG Jingqiong, WANG Peng, *et al.* A deep learning-enhanced Digital Twin framework for improving safety and reliability in human-robot collaborative manufacturing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 85: 102608. doi: 10.1016/J.RCIM.2023.102608.
- [98] ZHENG Chen, DU Yuyang, XIAO Jinhua, *et al.* Semantic map construction approach for human-robot collaborative manufacturing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2025, 91: 102845. doi: 10.1016/J.RCIM.2024.102845.
- [99] PENG Liwen, JIAN Songlei, LI Minne, *et al.* A unified multimodal classification framework based on deep metric learning[J]. *Neural Networks*, 2025, 181: 106747. doi: 10.1016/J.NEUNET.2024.106747.
- [100] WANG Ye, CHEN Lixing, BAI Yang, *et al.* Through diverse lenses: Multi-modal collaborative perception for indoor scenes in smart home systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(11): 15697–15709. doi: 10.1109/JIOT.2025.3533046.
- [101] LI Baojiang, LI Liang, WANG Haiyan, *et al.* TVT-Transformer: A Tactile-visual-textual fusion network for object recognition[J]. *Information Fusion*, 2025, 118: 102943. doi: 10.1016/J.INFFUS.2025.102943.
- [102] TAO Fei, ZHANG He, and ZHENG Chenyuan. Advancements and challenges of digital twins in industry[J]. *Nature Computational Science*, 2024, 4(3): 169–177. doi: 10.1038/s43588-024-00603-w.
- [103] BARATA J and KAYSER I. How will the digital twin shape the future of industry 5.0?[J]. *Technovation*, 2024, 134: 103025. doi: 10.1016/J.TECHNOVATION.2024.103025.
- [104] XU Hansong, WU Jun, PAN Qianqian, *et al.* A survey on digital twin for Industrial Internet of Things: Applications, technologies and tools[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2023, 25(4): 2569–2598. doi: 10.1109/COMST.2023.3297395.
- [105] 陶飞, 张辰源, 戚庆林, 等. 数字孪生成熟度模型[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(5): 1267–1281. doi: 10.13196/J.CIMS.2022.05.001.
- TAO Fei, ZHANG Chenyuan, QI Qinglin, *et al.* Digital twin maturity model[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(5): 1267–1281. doi: 10.13196/J.CIMS.2022.05.001.
- [106] WANG Baicun, ZHOU Huiying, LI Xingyu, *et al.* Human digital twin in the context of Industry 5.0[J]. *Robotics and*

- Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 85: 102626. doi: 10.1016/J.RCIM.2023.102626.
- [107] SUN Jiacheng, WANG Dong, LIU Zhenyu, *et al.* Tool digital twin based on knowledge embedding for precision CNC machine tools: Wear prediction for collaborative multi-tool[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025, 80: 157–175. doi: 10.1016/J.JMSY.2025.02.021.
- [108] LI Tong, LONG Qingyue, CHAI Haoye, *et al.* Generative AI empowered network digital twins: Architecture, technologies, and applications[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 57(6): 157. doi: 10.1145/3711682.
- [109] LI Bin, CAI Haichen, LIU Lei, *et al.* Delay-Aware digital twin synchronization in mobile edge networks with semantic communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(7): 10974–10983. doi: 10.1109/TVT.2025.3548844.
- 张明强: 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为智能通信与网络、工业语义通信、工业物联网等.
- 马晓聪: 女, 硕士生, 研究方向为物理信息神经网络、工业语义通信、工业物联网等.
- 杨雅娟: 女, 硕士生, 研究方向为工业语义通信、深度学习、工业物联网等.
- 李东阳: 男, 博士, 硕士生导师, 研究方向为智能通信、无线智能缓存.
- 李腴腆: 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为超可靠低时延通信、通信-感知-计算一体化设计等.
- 王雷雨: 男, 博士, 助理研究员, 研究方向为智能通信、无人机通信.
- 张海霞: 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能通信与网络.
- 袁东风: 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为人工智能、大数据、云/边缘计算、无线通信、数字孪生.

责任编辑: 陈 倩

Integrating Intelligent Sensing, Transmission, and Control for Industrial IoT Networks: Key Technologies and Future Directions

ZHANG Mingqiang^① MA Xiaocong^① YANG Yajuan^① LI Dongyang^②
Li Tiantian^③ WANG Leiyu^④ ZHANG Haixia^{⑤⑥} YUAN Dongfeng^{⑤⑥}

^①(School of Cyber Science and Engineering, Qufu Normal University, Qufu 273165, China)

^②(College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

^③(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250358, China)

^④(Pengcheng Laboratory, Shenzhen 518108, China)

^⑤(Institute of Intelligent Communication Technologies, Shandong University, Jinan 250100, China)

^⑥(Shandong Key Laboratory of Intelligent Communication and Sensing-Computing Integration, Jinan 250100, China)

Abstract:

Significance The edge intelligence-enhanced sixth-generation (6G) mobile networks aim to build an integrated architecture that combines sensing, communication, and computation, continuing the trend of 5G's rapid expansion into vertical industries. Looking ahead, Industry 5.0—defined by human-centric design and large-scale personalized customization—requires 6G-enabled industrial networks to simultaneously meet the demands of sensing, transmission, and control. The efficient interconnection, communication, and intelligent management of large-scale Industrial Internet of Things (IIoT) devices remains fundamental to the digital, networked, and intelligent transformation of the manufacturing sector and its high-quality development. However, limited device resources, complex industrial environments, and the fragmented design of sensing, transmission, and control systems present major challenges. These include limited capability for comprehensive and accurate information sensing, inefficient interaction among heterogeneous devices and systems, and difficulties in achieving intelligent closed-loop collaboration across sensing, transmission, and control. Integrating Intelligent Sensing, Transmission, and Control (ISTC) is essential to enabling intelligent communications in industrial scenarios, facilitating the intelligent interconnection of humans, machines, objects, and environments, and enhancing intelligent management and control across production lines.

Progress Achieving semantic interoperability across heterogeneous industrial systems is the core barrier to

the integrated design of sensing, transmission, and control, and is also critical to enabling agile interaction between diverse systems, reducing subsystem development and deployment costs, and building autonomous, self-managing industrial networks. Modern IIoT systems typically integrate parallel subsystems across Information Technology (IT) and Operational Technology (OT) domains, each with independent data models and semantic specifications, resulting in natural interoperability barriers. These barriers restrict efficient interaction and expected collaborative operation across vendors and platforms, significantly limiting large-scale interconnection and data sharing. Therefore, comprehensive and accurate information sensing, reliable and efficient transmission, and responsive feedback control have become key requirements for future IIoT networks. Specifically: (1) Intelligent Sensing: Overcoming the limitations of the Nyquist sampling theorem through interpretable intelligent sensing is a prerequisite for ISTC. (2) Semantic Transmission: The effective extraction and unified representation of industrial semantics, combined with intelligent semantic-level interaction, are critical to ensuring interoperability in heterogeneous systems while maintaining operational efficiency and sustainable performance. (3) Integrated ISTC: Joint design of edge-intelligent sensing, efficient transmission, and optimal control enables streamlined workflows in industrial scenarios, reducing system response time, improving control accuracy, and optimizing energy efficiency.

Conclusions This paper proposes an intelligent collaborative architecture for IIoT networks comprising edge nodes or terminals, intelligent gateways, and industrial cloud platforms. The focus is placed on three key technologies within Integrating ISTC: (1) Intelligent sensing methods for IIoT networks: These methods enhance sensing efficiency and accuracy by applying interpretable, physics-informed deep compressed sensing approaches to IIoT devices and systems. (2) Robust Industrial Semantic Communications (ISC) driven by cognitive intelligence: This technology combines industrial knowledge graphs with semantic communication mechanisms to improve semantic interoperability and transmission efficiency across heterogeneous industrial systems. (3) Joint design of edge-intelligent sensing, efficient semantic transmission, and optimal control: By clarifying the intrinsic coupling among sensing, transmission, and control processes, this approach optimizes the collaborative service capability of heterogeneous industrial networks and systems.

Prospects Despite progress, ISTC still faces considerable challenges. Future research may focus on the following directions: (1) Industrial large models and intelligent agents: The development of specialized AI models remains essential, particularly in core industrial domains where implicit knowledge is concentrated. (2) Industry 5.0: Achieving efficient, semantic-level human-machine collaborative interaction will be a key breakthrough for future industrial scenarios. (3) Industrial cross-modal collaborative interaction: Integrating data across modalities and mining knowledge from diverse sources present significant challenges but are essential for enabling advanced collaborative interaction in IIoT networks. (4) Industrial digital twins: For complex industrial environments and physical systems, continued advances in digital twin technology—particularly in high-precision semantic perception, real-time efficient interaction, and adaptive fault-tolerant control, will play a critical role in accelerating ISTC development.

Key words: Industrial IoT Networks; Integrating Sensing, Transmission, and Control (ISTC); Industrial semantic communications; Deep Compressed Sensing