任务导向通信的若干思考

Reflections on Task-Oriented Communication

江涛/Jiang Tao
（华中科技大学，中国 武汉 430074）
(Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

DOI:10.12142/ZTETJ.202605009
网络出版地址：https://link.cnki.net/urlid/34.1228.TN.20261020.1053.004
网络出版日期：2026-10-20
收稿日期：2026-07-08

摘要：分析了现有比特导向通信范式在人机物融合中的局限，指出任务导向通信范式是满足人机物融合通信需求的可行方案。首先，梳理了任务导向通信中的任务特征联合编码、弹性组网和动态资源分配关键技术。其次，归纳总结了任务导向通信技术在边缘推理、多智能体协同和遥操作等人机物融合典型场景中的应用。最后，探讨了任务导向通信在任务特征表征、计算开销、通用框架、可靠性和可解释性等方面的技术挑战。相关分析可为支撑人机物融合的任务导向通信方案设计提供参考。

关键词：人机物融合；任务导向通信；任务特征联合编码；弹性组网；动态资源分配

Abstract: This paper analyzes the limitations of existing bit-oriented communication paradigms in human-cyber-physical applications. The task-oriented communication paradigm is identified as a feasible approach to meeting human-cyber-physical communication requirements. Key technologies for task-oriented communication are reviewed, including task-feature joint source-channel coding, elastic networking and dynamic resource allocation. Applications of these technologies in typical human-cyber-physical scenarios, including edge inference, multi-agent collaboration and teleoperation, are summarized. Finally, technical challenges related to task-feature representation, computational overhead, general-purpose frameworks, reliability and interpretability are discussed. The analysis provides a reference for designing task-oriented communication schemes to support human-cyber-physical applications.

Keywords: human-cyber-physical fusion; task-oriented communication; task-feature joint source-channel coding; elastic networking; dynamic resource allocation

引用格式：江涛. 任务导向通信的若干思考 [J]. 中兴通讯技术, 2026, 32(5): 66-70. DOI: 10.12142/ZTETJ.202605009
Citation: Jiang T. Reflections on task-oriented communication [J]. ZTE technology journal, 2026, 32(5): 66-70. DOI: 10.12142/ZTETJ.202605009

当前，以信息技术、人工智能为代表的新兴科技正在快速发展，极大拓展了时间、空间和人们的认知范围，人类正在进入一个人机物三元融合的万物智能互联时代。在人机物融合中，终端设备为完成用户下达的任务，需要感知物理环境，获取决策所需信息，并执行相应动作[1]。然而，车载终端、无人机等设备的算力资源受限，需要及时将信息上传至边缘或云端服务器，以获取决策结果与控制指令。同时，面对复杂任务，各终端设备还需要通过高效的信息交互获取全局信息并协调行动。可见，人机物融合对及时、准确获取支撑任务决策的信息提出了迫切需求。在此背景下，本文探讨如何打破现有比特导向的通信系统局限，构建面向任务导向的通信新范式。

基金项目：国家自然科学基金重点项目（62631011）；移动信息网络国家科技重大专项（2025ZD1304800）

1 比特导向通信范式的局限

比特导向的通信旨在带宽受限和信道噪声干扰的条件下，将原始信息完整、准确且及时地传输至接收端。比特导向通信主要面向文件传输、音视频通信和网页访问等移动业务。在这类业务中，数据丢失、重构错误和传输时延会影响用户体验。然而，在人机物融合中，终端设备每秒可产生数百兆比特甚至更高的多模态数据[2]。可见，比特导向的通信难以在有限的通信资源下兼顾多模态数据的压缩率与重构质量，因此无法满足人机物融合的实时通信需求。

近年来，深度学习推动了信源-信道联合编码技术的研究。该技术主要通过联合设计信源编码器和信道编码器，将原始数据直接映射为适合信道传输的编码特征，并在接收端重构原始数据[3]。信源-信道联合编码技术可联合优化数据压缩与信道抗噪过程，减少分离编码带来的冗余，提高带宽受限和信道噪声干扰下的数据传输效率。然而，现有信源-

信道联合编码技术忽略了差异信息对任务完成的实际贡献度，本质上仍是比特导向的通信。因此，现有信源–信道联合编码技术仍可能占用有限的资源来传输与任务无关的信息，从而造成人机物融合的通信资源浪费。

为了完成复杂任务，人机物融合中的终端设备还需要进行高效的信息交互。现有比特导向的通信主要采用全连接拓扑和固定拓扑。全连接拓扑虽然支持任意节点之间的直接通信，能够减少多跳转发和路由决策导致的时延，但链路数量随节点数量急剧增长，通信开销较大。固定拓扑的链路配置虽然维护简单、开销可控，但难以适应节点故障、信道时变和任务需求变化等情况，容易导致关键通信链路的中断。因此，现有通信拓扑无法满足人机物融合的高效协同需求，亟需构建面向任务的通信新范式。

2 任务导向通信的技术优势

任务导向通信是指根据信息对任务完成的贡献度，动态调整传输内容、网络拓扑和资源配置等，以在最大化任务效能的同时尽可能降低通信开销[4]。具体而言，任务导向通信的技术优势可归纳如下：

1）减少传输冗余。如图1所示，在任务导向通信系统中，发送端从多模态数据中提取与任务相关的特征。接收端根据接收到的任务特征直接作出决策，无需重构原始数据。因此，编码器可舍弃对任务贡献有限的信源信息，从而突破传统率失真理论在给定失真约束下的性能界限。可见，任务导向通信能够在保障任务顺利完成的前提下，减少传输冗余。

2）提高资源利用率。任务导向通信以资源投入所能带来的预期任务收益为依据，确定带宽、功率和时隙等通信资源的分配优先级。在人机物融合中，任务导向通信持续更新信息价值评估结果，并动态调整计算、通信和感知等资源的配置策略，提高资源利用效率，从而保障任务顺利完成。

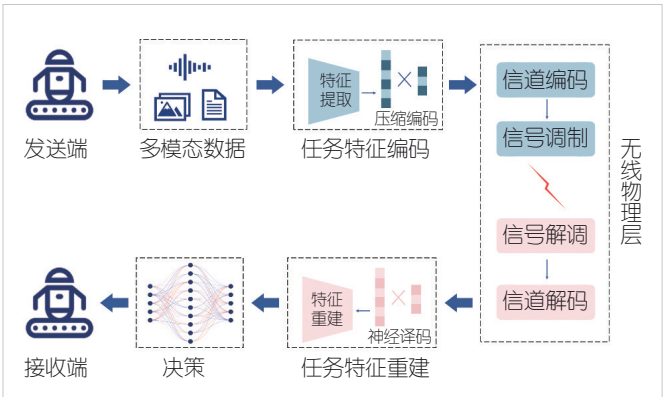


图1　任务导向通信框架

3）提升任务效能。接收端仅接收与任务相关的特征，减少了无关信息对决策过程的干扰，有利于系统作出最优决策。任务导向通信还可与强化学习相结合，以长期任务收益最大化为目标，在任务执行过程中自适应地学习通信策略，从而提升任务效能。

3 任务导向通信的关键技术

为满足人机物融合的通信需求，任务导向通信需要解决“如何高效提取并可靠传输任务特征”“如何根据任务需求灵活组网”以及“如何动态配置有限通信资源”3个关键问题。针对这3个问题，任务导向通信的技术研究主要包括任务特征感知的信源–信道联合编码、任务环境适配的弹性组网和面向任务效能的资源分配等。

1）任务特征感知的信源–信道联合编码技术

任务特征感知的信源–信道联合编码器以信息瓶颈理论为指导，从发送端原始数据中提取与任务相关的特征[5]。具体而言，编码器通过约束编码特征与输入数据之间的互信息，压缩与当前任务无关的冗余信息。然而，编码器通常需要从图像、点云和里程计等多模态数据中提取任务特征。不同模态承载的信息既具有冗余，也具有互补性。因此，编码器需要根据任务需求融合各模态特征，为任务决策提供更充分的依据，同时减小通信开销。

为适配数字调制和链路协议，编码器可采用残差向量量化方法，利用多个可学习码本对特征残差进行逐级量化，从而将连续特征映射为离散码字索引[6]。残差向量量化方法能够逐步逼近原始特征，在控制传输开销的同时减小量化误差。然而，无线信道扰动可能会导致传输码字索引出错，进而影响接收端决策。针对这一问题，编码器可采用离散信道去噪扩散模型，结合量化特征的统计分布、接收端受扰特征以及信道估计结果，对任务相关特征进行去噪重构。该方法能够增强系统对信道扰动的鲁棒性，减少对后续决策造成影响的传输错误。

在仓储物流等复杂的人机物融合典型应用场景中，各终端设备需要并行执行动态避障、货物搜寻、物料搬运和路口调度等多个相互关联的任务。这些任务既依赖位置、环境等基础信息，又需要与自身相关的专用特征相匹配。若对各任务分别进行编码，共享信息将被多次重复处理和传输；若采用统一表征，又难以满足不同任务的决策需求。针对这一矛盾，编码器可以采用由共享编码单元和多个任务专用编码单元构成的结构[7]。编码器首先从感知数据中提取可供各个任务复用的共享表征，再针对不同任务提取专用特征。接收端

复用共享表征，并结合专用特征完成相应决策。这种分层结构能够减少重复传输，提高信息复用效率。

2）任务环境适配的弹性组网技术

任务环境适配的弹性组网技术根据任务需求和环境状态的变化，按需调整通信网络。具体而言，事件触发机制会在信息丢失代价超过预设阈值时及时建立通信链路。感知信息不足以支撑当前决策的节点，会主动向能够提供补充信息的邻近节点发起通信请求。随着任务状态趋于稳定，弹性组网技术会及时释放任务价值较低的链路，以减少不必要的通信开销。

在通信网络中，节点受发射功率和信道条件限制，通常只能与邻近节点进行可靠通信，需要借助中继节点实现多跳传输以获取全局信息。关键中继节点失效会降低网络连通性，甚至导致网络分裂。为提高中继选择的可靠性，基于扇区划分的中继选择机制将转发节点的通信覆盖区域划分为多个扇区，并从各扇区筛选出候选中继[8]。可见，这种机制能够减少节点之间的竞争，提高关键中继被选中的概率。在此基础上，语义中继机制可在转发信息的同时进行语义补全和特征增强，以弥补传输过程中缺失的关键信息，从而提升接收节点的任务决策能力[9]。

3）任务效能保障的资源分配技术

人机物融合中的终端设备通常受到带宽、发射功率和算力等资源的限制。若通信系统仅依据信道质量、队列长度或业务类型调度资源，则难以为任务价值较高的信息优先配置充足的通信资源，进而影响任务效能。因此，任务效能保障的资源分配技术需要评估信息的任务价值，以确定不同信息的资源分配优先级。

信息的任务价值主要取决于任务贡献度和信息时效性。任务贡献度反映信息对当前任务的预期贡献，可通过源价值模型，根据预期收益和资源消耗对其进行评估[10]。信息时效性反映信息价值随时间衰减的程度及其失效风险，可由信息年龄、错误信息年龄和目标感知年龄等指标刻画。信息年龄根据信息生成至接收之间的时间间隔评估数据的新鲜程度，但无法反映信息内容的准确性。错误信息年龄在时间滞后的基础上引入接收状态与真实状态之间的偏差，用于评估失真或过期信息的代价。目标感知年龄面向多视角协同感知，将有效目标数量、采样间隔以及推理和传输时延纳入计算，并过滤低质量感知帧，以评估目标信息是否仍能支撑当前感知。综合这些指标，通信系统可确定信息的资源分配优先级。

任务效能保障的资源分配技术根据已传输信息对任务执行的实际贡献，持续更新信息价值评估模型，形成闭环反馈机制[11]。具体而言，首先根据信息价值评估结果确定采样频率、压缩率、带宽和发射功率。完成信息传输后，再根据任务执行结果修正评估模型，并生成下一轮配置策略。通过“价值评估—资源分配—结果反馈”的持续迭代，通信系统能够动态调整资源配置，以优先保障任务价值较高的信息，从而提升任务效能。

4 任务导向通信的典型应用

任务导向通信技术目前已广泛应用于边缘推理、遥操作和多智能体协同等人机物融合的典型场景。

1）边缘推理

如图2所示，终端设备受存储和算力等资源限制，难以在本地部署具备较强视觉理解能力的多模态大模型，需要将采集的多模态数据上传至边缘服务器进行推理。然而，海量数据的传输不仅会增加传输时延，还会加重边缘服务器的计算负担。因此，可将任务特征感知的信源–信道联合编码技术应用于边缘推理场景，以降低通信和计算开销。例如，在LLaVA–OneVision–7B多模态大模型的边缘推理任务中[12]，首先在终端提取并传输与下游任务相关的紧凑特征，随后在边缘服务器完成特征解码、模态投影与模型推理。该技术通过联合优化特征码率与任务损失，避免了传统像素级压缩对任务相关信息的破坏。实验结果表明，在模型性能基本不变的前提下，通信开销降低了52%，推理时延降低了63%，有效满足了带宽资源受限条件下的实时边缘推理需求。

2）多智能体协同

在多智能体协同的人机物融合场景中，各智能体之间通过信息共享和行为协调，共同完成物流搬运、智能巡检和协同围捕等复杂任务。在此类任务中，固定的网络拓扑难以适应环境状态、任务进展和协作关系的动态变化，导致其难以持续满足多智能体的协同需求。因此，可将任务环境适配的弹性组网技术应用于多智能体协同场景，以提升动态环境下多智能体协同的效率。如图3所示，在协同围捕任务中[13]，

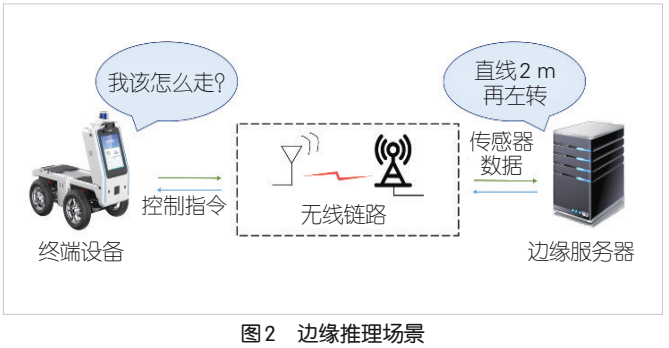


图2　边缘推理场景

采用错误信息年龄评估各个智能体状态信息的时效性与准确性，并根据信息的重要程度分配时隙、选择通信对象，优先传播关键状态信息。该技术使任务成功率提高了7%，作业耗时缩短了13.6%，有效满足了动态环境下的多智能体协同需求。

3）遥操作

如图4所示，在典型的遥操作场景中，工作人员借助交互设备远程实时操控机器人，从而避免直接进入危险或难以到达的环境作业[14]。在遥操作过程中，长距离传输和信道衰落造成的时延、丢包，容易导致控制轨迹偏差和触觉反馈失真。现有方案通常利用预测机制补偿丢失或延迟的控制轨迹，但忽略了不同操作任务的精度需求，容易造成资源过度配置，难以支持带宽受限条件下的多用户并发。因此，可将面向任务效能的资源分配技术应用于遥操作场景，以提高资源利用率。在多用户机械臂遥操作任务中[15]，该技术将预测器部署于接收端，以恰可察觉差（JND）评估操作者对控制偏差的感知程度，并根据任务精度需求联合配置带宽与传输速率。该技术在降低时延和丢包对操作体验影响的同时，节省了77.80%的无线资源，有效满足了资源受限条件下的多用户遥操作需求。

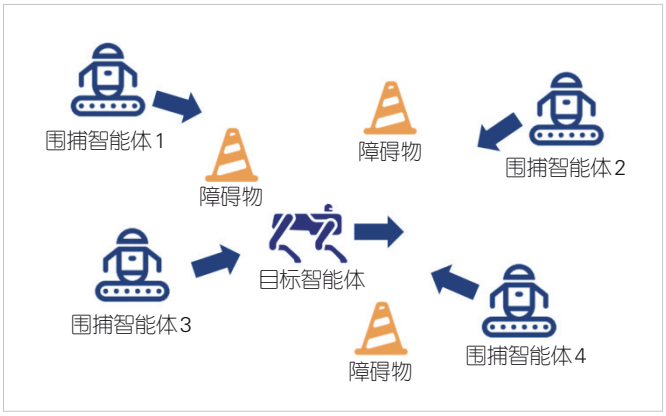


图3 协同围捕场景



图4 遥操作场景

5 任务导向通信面临的挑战

尽管任务导向通信技术已在边缘推理、遥操作和多智能体协同等典型应用场景中验证有效，但其工程化部署仍面临诸多挑战，例如：

1）任务特征提取困难。任务导向通信需要从原始信息中提取与任务相关的特征，这一过程面临多重困难。首先，某一信息对最终任务结果的影响通常需要经过后续处理和多步决策才能显现，因而难以单独评估其任务贡献。其次，现有任务特征提取尚缺乏统一的任务价值量化理论，在任务切换或环境变化时可能失效。此外，不同终端设备在传感器配置、模型结构和训练数据等方面存在差异，可能对同一信息形成不同的特征表征，进而影响接收端对所传信息的正确理解，并干扰后续任务决策。

2）计算开销较大。任务导向通信依赖高度复杂的深度神经网络技术，相关计算开销会随终端设备数量、传感器模态和任务复杂度等因素的增加而急剧上升。无人机、移动机器人和车载终端等设备的计算资源有限，部署复杂的任务导向通信模型会使推理时延过高，进而导致任务相关信息难以及时用于决策。因此，任务导向通信需要在保持任务特征提取能力的同时，降低模型的计算复杂度。

3）通用框架缺乏。现有任务导向通信框架大多针对特定任务设计，不同框架在特征提取、组网策略和资源配置等方面存在差异。这些差异使得不同框架的性能难以直接比较，也限制了框架在新任务中的迁移应用，进而增加研发成本、延长技术迭代周期。同时，任务导向通信尚未形成标准化的通用系统接口。不同系统仍需针对具体设备、环境和任务重新设计数据处理与通信流程，难以实现即插即用和灵活扩展。

4）可靠性与可解释性不足。任务导向通信通过仅传输任务特征减少了通信开销，但也削弱了传统通信中用于抵御传输错误的冗余。信道衰落、特征对齐偏差和传感噪声可能造成任务特征丢失或错误理解。终端设备之间的信息交互还会使单个终端设备的错误表征影响其他终端设备的决策，导致任务效能急剧劣化。现有方法还难以解释任务特征的筛选依据以及节点资源优先级的确定

过程。在自动驾驶和工业控制等场景中，任务导向通信难以判断任务失败源于特征失真、链路恶化还是模型失配，进而增加错误定位、责任判定和风险评估的难度。

6 结束语

物联网和人工智能等技术的快速演进推动了人机物融合的深入发展，对现有移动通信系统提出了更高要求。任务导向通信以提升任务效能、减少通信开销为目标，根据信息对任务决策的贡献度动态调整传输内容、网络拓扑和资源配置，为面向人机物融合的通信系统提供了新的思路。目前，任务导向通信已应用于边缘推理、多智能体协同和遥操作等人机物融合典型场景。然而，任务导向通信仍面临任务特征提取困难、计算开销较大、通用框架缺乏，以及可靠性与可解释性不足等挑战。随着理论体系、关键算法和软硬件架构的不断完善，任务导向通信有望成为支撑人机物融合的重要通信范式。

参考文献

[1] Jiang T, Shi X T, Cheng S, et al. Human-cyber-physical ubiquitous intelligent communication: system architecture, key technologies, and challenges [J]. IEEE communications magazine, 2022, 60(12): 36-42. DOI: 10.1109/mcom.001.2200105

[2] He G J, Feng M J, Zhang Y, et al. Deep reinforcement learning based task-oriented communication in multi-agent systems [J]. IEEE wireless communications, 2023, 30(3): 112-119. DOI: 10.1109/MWC.003.2200469

[3] Zhang P, Xu W J, Liu Y M, et al. Intellicise wireless networks from semantic communications: a survey, research issues, and challenges [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2025, 27(3): 2051-2084. DOI: 10.1109/COMST.2024.3443193

[4] Gündüz D, Qin Z J, Aguerri I E, et al. Beyond transmitting bits: context, semantics, and task-oriented communications [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(1): 5-41. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3223408

[5] Shao J W, Mao Y Y, Zhang J. Learning task-oriented communication for edge inference: an information bottleneck approach [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2022, 40(1): 197-211. DOI: 10.1109/JSAC.2021.3126087

[6] He G J, Zhang S Y, Jiang T. Residual vector quantized diffusion model-based joint source-channel coding for task-oriented agent communication [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2025, 24(6): 4663-4676. DOI: 10.1109/TWC.2025.3543373

[7] Halimi R A, Tillmann M H V, Beck E, et al. Cooperative and collaborative multi-task semantic communication for distributed sources [C]//Proceedings of ICC 2025 - IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2025: 3966-3971. DOI: 10.1109/ICC52391.2025.11161271

[8] Li S L, Zheng X K, Jiang T. Stably global broadcasting for multirobot flocking under multihop ad hoc networks [J]. IEEE Internet of Things journal, 2025, 12(13): 25892-25907. DOI: 10.1109/JIOT.2025.3561104

[9] Guo J, Chen H, Song B, et al. Distributed task-oriented communication networks with multimodal semantic relay and edge intelligence [J]. IEEE communications magazine, 2024, 62(6): 82-89. DOI: 10.1109/MCOM.001.2300155

[10] Chi X Y, Han S J, Xu X D, et al. Source value-based resource allocation in task-oriented communications [J]. IEEE Internet of Things journal, 2024, 11(24): 39395-39408. DOI: 10.1109/JIOT.2024.3430905

[11] Zhang S Y, Zheng X K, Zhang Y, et al. Bridging theory and practice: a review of task-oriented communication for embodied agent societies [J]. IEEE transactions on network science and engineering, 2025, 12(6): 4480-4497. DOI: 10.1109/TNSE.2025.3572239

[12] Yuan C, Liu Z N, Lv J S, et al. Task-oriented feature compression for multimodal understanding via device-edge co-inference [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2026, 25(4): 4762-4775. DOI: 10.1109/TMC.2025.3626724

[13] He G J, Cui S B, Dai Y Y, et al. Learning task-oriented channel allocation for multi-agent communication [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2022, 71(11): 12016-12029. DOI: 10.1109/TVT.2022.3195202

[14] Zhang S Y, Zhang Q, Yang L C, et al. Group-level feature-aware hybrid coding for adaptive task-oriented tactile communication [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2026, 12: 9460-9473. DOI: 10.1109/TCCN.2026.3710171

[15] Kizilkaya B, She C Y, Zhao G D, et al. Task-oriented prediction and communication co-design for haptic communications [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2023, 72(7): 8987-9001. DOI: 10.1109/TVT.2023.3247442

作　者　简　介



江涛，华中科技大学二级教授、IEEE Fellow、教育部“长江学者”特聘教授、第二批国家“万人计划”领军人才、国家杰出青年科学基金获得者、移动信息网络国家重大科技专项咨询委员会专家、国家第六代移动通信技术研发总体专家组成员，担任国家重点研发计划项目首席科学家、《中国通信（英文版）》副主编等；长期深耕无线通信领域，聚焦信道编码、信号调制、频谱聚合等空口链路传输的基础理论、关键技术与工程应用的研究。