



研究与开发

语义通信加速网络和信息处理融合

孙一豪¹, 蒋胜¹, 周旭², 雷波³, 蒋林涛⁴

(1. 北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876;

2. 中国科学院计算机网络信息中心, 北京 100080;

3. 中国电信股份有限公司研究院, 北京 102209;

4. 中国信息通信研究院, 北京 100191)

摘要: 语义通信作为一种新的通信范式, 能够差异化提取和传输与任务相关的语义信息, 提升网络效率。然而, 语义通信要求网络主动参与信息处理, 提供计算与存储资源的支撑, 同时需要网络具备感知信息重要性和自身资源情况的能力。探讨了网络与信息处理融合的发展路径。首先, 介绍了网络能力的演进以及语义通信的发展历程。然后, 从3个方面分析了网络如何从单纯的数据传输管道向信息处理平台转型: 一是面向任务的语义通信能够智能地根据任务需求提取语义信息; 二是网络通过调度云边端资源为语义通信模型的训练、存储和推理提供支持; 三是网络与语义通信的协同演进, 促使语义通信能够理解网络状态, 网络则具备智能响应语义通信需求的能力。最后, 介绍了网络与信息处理融合的典型应用场景。

关键词: 语义通信; 数据传输; 信息处理

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025146

Semantic communication accelerates the integration of network and information processing

SUN Yihao¹, JIANG Sheng¹, ZHOU Xu², LEI Bo³, JIANG Lintao⁴

1. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Computer Network Information Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China

3. Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Beijing 102209, China

4. China Academy of Information and Communications Technology, Beijing 100191, China

Abstract: As a new communication paradigm, semantic communication can differentially extract and transmit task-related semantic information to improve network efficiency. However, semantic communication requires the network to actively participate in information processing, provide computing and storage resources, and at the same time requires the network to have the ability to perceive the importance of information and its own resource conditions. The development path of the integration of network and information processing was discussed. Firstly, the evolution of

收稿日期: 2025-04-25; 修回日期: 2025-06-05

通信作者: 蒋胜, shengjiang@bupt.edu.cn

network capabilities and the development history of semantic communication were introduced. Then, how the network transformed from a simple data transmission pipeline to an information processing platform was analyzed from three aspects: firstly, task-oriented semantic communication can extract semantic information according to intelligent task requirements; secondly, the network supports the training, storage and reasoning of semantic communication models by scheduling cloud-edge resources; thirdly, the coordinated evolution of network and semantic communication enables semantic communication to understand the network status, and the network has the ability to intelligently respond to needs of semantic communication. Finally, typical application scenarios of the integration of network and information processing were introduced.

Key words: semantic communication, data transmission, information processing

0 引言

在传统网络架构中,网络传输与信息处理采用分离设计,网络主要作为信息传输的管道,通过路由协议和传输控制协议等协议体系确保数据可靠、稳定地从源节点传输到目的节点。这种架构旨在构建高效、稳定的系统,优先保证信息传输的质量。然而,传统网络作为信息管道时追求尽可能的无损传输,虽然能够保障数据完整性,却会导致资源浪费。此外,传统网络采用无差别传输数据的方式,无法感知信息的重要性。这不仅导致大量冗余信息传输,进一步加剧资源负担,还可能因资源争夺使高优先级信息被延迟或阻塞,从而降低整体效率。

随着沉浸式通信、物联网等新兴应用场景的发展,传统网络作为单纯的信息传输管道已难以满足需求。语义通信^[1]作为一种新兴通信范式,突破了传统通信系统中仅关注比特传输的局限,将任务需求与信息传输有机结合,差异化提取和终端任务相关的信息,从而显著降低数据传输量,有效应对新场景的需求。此外,语义通信可以显著降低数据网络对可靠性重传的依赖,减少丢包或网络波动带来的重传开销,进而减轻网络负担。当不再频繁进行重传时,网络设备可以腾出更多的带宽和处理能力来支持更多的并发连接和数据流,进一步优化网络的资源利用。

北京邮电大学张平院士团队面向未来6G提出“智简网络”架构^[1],从语义角度,引入人工智能方法,形成面向应用的语义模型集,从信源中提取高维语义特征,并针对信源和通信环境特征联合编码。“智简网络”新范式突破了以往依靠增加信息传输物理维度、改变资源挖掘利用方式来提升容量的堆叠式发展模式,兼顾了通信目标性和能耗效率^[2]。然而,语义通信的实现涉及多个技术环节,包括语义模型训练、存储、差异化特征提取和联合编码等。为完成上述环节,需要依托网络的计算和存储资源。此外,为实现信息的差异化传输,网络需要具备感知信息重要性的能力,这要求进一步融合网络资源与信息处理,从而提升资源利用效率和整体通信性能。

本文主要分析语义通信如何推动网络与信息处理的深度融合。语义通信通过提供智能高效的通信服务,提取并传输任务所需的语义信息,有效减少网络带宽消耗,支持弱网环境下的通信。网络则可以整合云数据中心、边缘设备及终端资源,为语义通信提供资源支撑。此外,网络将不仅具备感知信息重要性的能力,实现差异化信息传输,还将能够感知自身状态,从而指导语义通信的信息提取与恢复过程,最终实现语义通信与网络的协同演进,推动网络从单一的信息传输管道向智能信息处理基座的转型。



1 网络能力提升与语义通信研究进展

1.1 网络能力的演进

随着网络通信技术的发展,网络能力逐渐得到提升,主要体现在3个方面:首先,通过光纤技术、硬件优化和协议改进,网络性能持续增强,实现了更高带宽、更低时延;其次,软件定义网络(software-defined network, SDN)和网络功能虚拟化(network functions virtualization, NFV)等技术的发展,使网络能力逐渐开放,实现了灵活编排和按需服务,显著提升用户体验;最后,边缘计算和算力网络等技术的发展,使网络正在融合存储、计算等能力,从单纯的传输管道向信息处理基座开始转型。

(1) 网络性能提升

网络传输性能的持续提升,主要得益于光纤技术的不断革新、底层硬件性能的优化,以及网络协议的持续改进。这些技术的发展共同推动了带宽、时延、抖动等关键指标的显著优化,满足了日益增长的数据传输需求。

首先,新型光纤材料的研发与应用极大地提升了网络的传输性能。文献[3]探讨了基于二维材料的光学偏振器的研究进展,详细介绍了二维材料的关键特性及其在空间光学设备、光纤设备和集成波导设备中的应用。同时,高效光传输技术的进步扩展了单根光纤的带宽容量,使得传输距离可以突破以往的物理限制。文献[4]提出了一种新型4芯光纤波分复用器件设计,结合多芯光纤和波分复用技术,显著提高了光通信容量,拓展了空分复用应用。此外,底层硬件的性能提升为网络技术的进一步发展奠定了坚实的基础。如现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)与专用集成电路(application-specific integrated circuit, ASIC)芯片[5]的广泛应用,使得网络设备能够更高效地处理复杂的数据包路由和转发任务。最后,网络协议也在不断优化发展,

从早期以面向字符的协议实现数据传输,发展到注重可靠性与效率提升的TCP/IP协议族。随着互联网的发展,IPv6在增强可扩展性方面发挥了重要作用。近年来,为了适应多样应用场景与网络发展,新的协议如HTTP/HTTP3通过优化性能以适应更高效的传输,5G相关协议为网络应用提供了更高的带宽和更低的时延,每一次协议的更新与迭代都为高性能网络提供了强有力的支撑。

(2) SDN与NFV

随着网络规模的不断增大,传统网络架构已无法满足应用和服务对网络性能和灵活性的需求。SDN和NFV作为革命性技术,推动网络架构向更高效和可扩展的方向演进。

SDN将网络的控制层与数据层解耦,使用白盒或软件交换机替换传统转发设备,通过中央控制器动态管理网络流量,而不依赖于传统的硬件设备,提高了网络灵活性和可扩展性[6]。

NFV是针对运营商网络中设备复杂性和管理成本问题而提出的解决方案,通过将传统网络设备的软件与硬件相分离,使网络功能独立于硬件设备。为了实现这一功能,NFV在硬件设备中建立网络虚拟层,将硬件资源虚拟化为计算、存储和网络资源。运营商通过软件管理这些虚拟资源,有效降低了成本,缩短了新的网络服务部署的周期[7]。

近年来,针对SDN和NFV技术涌现出大量的研究成果,谷歌在其数据中心网络方案[8]中应用了SDN技术,提升了链路的利用效率,并实现全球网络边缘的可视化。思科、微软等公司共同发起成立了OpenDaylight[9]开源框架,旨在开发SDN控制器、南向/北向应用程序接口(application program interface, API)等软件,利用SDN技术实现更简便和低成本的网络管理。华为研发的Cloud Fabric[10]作为一种数据中心网络架构,通过SDN的控制平面来实现网络的集中管理和动态调整。这种架构允许更灵活、可扩展的网络配

置,支持云环境中大规模虚拟机的自动化管理以及高效的数据流动。

SDN 集中式管理控制模式和 NFV 的虚拟资源切片技术,也为使用人工智能管理网络资源和进行服务编排创造了更好的条件。文献[11]提出了一种基于 SDN 和人工智能的网络智能控制机制和流量优化解决方案,基于运营商的网络需求设计了智能网络控制架构,使用人工智能算法优化流量、路由的控制和管理。

(3) 云边端协同计算

随着通信和网络技术的进步,网络的带宽、时延、可靠性等得到了显著提升,这使得网络不仅是信息传输的媒介,也能够某些计算任务中承担一部分处理功能。

大量网络设备产生的海量数据为云计算带来挑战,设备与云数据中心之间的通信成为网络的沉重负担。为了应对这一挑战,边缘计算作为一种将计算资源和存储资源推向网络边缘的架构,能够有效降低时延、减轻数据中心的负担,为网络服务部署提供充足且灵活的资源支持。而云边端协同计算是一种利用边缘计算和云计算优势的协同处理模型,包括云边协同、边边协同和边端协同。边缘节点主要处理需要实时响应的任务。云数据中心提供强大的计算能力和整合各种信息的能力。此外,当边缘节点的存储能力不足时,云数据中心可以存储数据并根据需要通过网络将数据传输到边缘节点^[12]。近年来,针对协同式云边端计算的研究大量涌现。文献[13]提出了基于多跳计算卸载的智能物联网-边缘-云计算模型,用于资源密集型应用,目的是降低能耗和处理时延。文献[14]提出了一种云边端协同下的多用户细粒度任务卸载调度方法,通过优化时延、能耗和成本,采用改进的模拟退火算法,实现了较低的系统总成本。文献[15]提出了基于“通算存”资源协同的链路异常监测方案,通过优化任务卸载与迁移,提高了任务处理效益或降低了处理

时延。

云边端协同计算有效地降低了业务的时延,并缓解了大量数据传输导致骨干网拥堵的问题。在此过程中,为了实现网络资源的最优配置和使用,算力网络应运而生。算力网络是一种将分散的计算资源整合并进行集中管理和调度,从而为用户提供统一、高效服务的新型网络架构^[16]。算力网络主要解决两个核心问题:一是确保用户体验的一致性,用户无须关心基础资源(如算力、存储等)的实际位置和部署方式,只需要通过网络实现资源协同调度,确保一致的服务体验;二是实现服务的灵活部署,根据用户的服务等级协议需求,综合考虑网络、算力、存储等资源的实时状况,通过网络动态匹配和调度资源,将业务流量自动分配到最佳资源节点。

算力网络巨大的潜力引发了广泛的研究。在产业界,《中国联通算力网络白皮书》^[17]介绍了算力网络发展的产业背景,并对其概念、架构、标准以及生态进行了深入分析与探讨。《算力感知网络技术白皮书》^[18]提出了算力感知网络,并详细介绍了算力感知网络的基础架构。在学术研究方面,文献[19]探讨了面向计算网络融合的下一代网络架构,指出该架构应具备支持网络可编程、功能寻址、确定性网络以及算力感知协同调度与控制等功能,以更好地满足万物互联、智能和感知的需求。文献[20]强调了算力网络在 6G 时代的关键作用,并对其分层架构、网络控制技术以及异构计算资源管理等机制进行了深入分析。文献[21]全面剖析了 6G 算力网络,分析了其发展历程、架构与工作机制,探讨了算力度量与建模、算力感知与路由、业务感知的算力调度等关键问题,为 6G 网络的研究提供了全面且深入的参考。

1.2 语义通信研究现状

“语义”这一概念在 Shannon 和 Weaver 的通信理论^[22]中被提出,通信被分为 3 个层面,即语



法、语义和语用。语法关注的是通信符号如何准确地传输,而不考虑是否传达了实际意义;语义强调的是传输的符号如何精确地表达期望的含义;语用关注的是所传递的信息是否能满足接收者的意图,以及所接收的意义如何有效地影响行为。

语义通信是基于深度学习和通信技术的一种重要应用,能够从信息中提取语义高维特征,并根据这些特征来优化信息的传输。通过这种方法,信息能够按优先级进行差异化处理,使得通信系统在面对干扰时依然能够有效传输数据,并减少网络带宽的消耗。

现阶段语义通信的研究主要可以分为两类:数据重建和任务执行,这两类语义通信分别解决了不同层面的通信需求,且各自涉及不同的技术和应用场景。

(1) 面向数据重建的语义通信

为了完成数据重建,语义通信系统从信源数据中提取全局语义信息,接收端关注如何更准确地从全局语义信息中恢复原始内容。

文献[23]针对文本语义通信中的语义损伤进行了分类,提出了带有纠错机制的深度学习系统及其并行解码版本,通过纠错与并行处理在抵御语义损伤的同时保持高效传输与解码。文献[24]面向文本传输场景,引入语义中继技术,利用边缘服务器为资源富足与资源受限的用户提供语义编码解码服务,并通过功率与带宽的联合优化在带宽受限情境下有效提升传输效率与系统性能。文献[25]提出了一种新颖的文本语义通信框架,通过结合语义层和物理层的编码,推导了语义导向的误码概率,并通过仿真验证了该框架在实际通信系统中的有效性和性能。

对于视频重建,文献[26]提出了一种基于深度神经网络的端到端联合源信道编码视频传输方案,通过神经网络将视频信号直接映射到信道符号,并通过强化学习优化带宽分配,显著提升视

频传输质量。文献[27]提出了一种深度视频语义传输框架,通过非线性变换和条件编码在特征域高效提取并自适应编码跨帧语义信息,实现了端到端的带宽优化和更优的传输性能。文献[28]提出了一种基于模型划分的视频语义通信方法,通过提取公共特征与个性特征并结合熵基的重要性编码,能够精确控制码率并在带宽受限场景下保持较高的视频传输质量。

对于图像重建,文献[29]提出了一种面向图像数据的语义通信框架,通过多服务器协作,仅传输图像语义信息,并基于“图像到图”相似度和多智能体强化学习进行资源分配,降低了传输时延并提高了系统效率。文献[30]提出了一种基于深度联合源信道编码的图像通信方法,将码率削减和重构误差整合进统一损失函数,并引入门控网络以自适应调节输出特征维度,从而兼顾高效传输与图像质量。文献[31]提出了一种名为渐进学习图像传输的新框架,通过层次化变分自编码器推动语义通信发展,利用渐进式表示传输、速率注意机制和空间分组策略,在提高图像质量的同时优化传输速率。

对于音频重建,文献[32]提出了一种情感信息辅助的语音语义通信框架,通过联合提取语音的内容语义和情感语义,设计情感-语义融合机制,并引入情感感知损失,显著提升了语音传输性能。文献[33]提出了一种生成式语音语义通信方案,采用扩散模型在接收端根据低维语义特征重构语音内容,对噪声与缺失数据具备较强的鲁棒性,从而在带宽受限和多种信道环境下实现高保真语音传输。文献[34]提出了一种感知驱动的低复杂度语音语义通信方法,通过端到端通信和低复杂度卷积语义编码器提高语义信息提取准确性,同时采用多分辨率联合损失函数优化重建语音的感知一致性,实现了比现有方法更高的传输效率和更低的传输复杂度。

(2) 面向任务的语义通信

不同于面向数据重建的语义通信，面向任务的语义通信旨在使通信参与方能够完成通信任务。因此，面向任务的语义通信关注语用层面，通过提取和传输与任务相关的信息，在接收端直接输出动作。

任务导向的语义通信已成为研究热点之一，引发了广泛的关注。文献[35]提出了一种鲁棒的端到端语义通信框架，通过对抗训练与权重扰动、变分自编码器以及特征重要性模块，实现了在语义噪声环境下提高系统的鲁棒性，适用于多种下游任务。文献[36]提出了一个重要度感知的源信道联合编码方法，通过选择性传输任务关键特征并借助强化学习进行资源分配，大幅提升了语义通信的有效性与效率。文献[37]针对图像检索任务，构建了基于场景图的语义通信系统，结合自适应信道编码在不同信道环境下保持高效和稳健的语义传输，有效降低了冗余并提升任务执行表现。文献[38]面向多设备协作的边缘推理，提出了可解耦预训练和深度展开预编码网络的端到端设计，在最小化训练开销的同时实现高精度分类，充分体现了任务导向语义通信的优势。

2 语义通信驱动网络从信息管道向信息处理基座转变

未来的通信网络将为用户提供任务导向的个性化和智能化服务。为实现这一目标，需要将人工智能和网络深度融合，推动网络从单纯的信息传输管道向智能信息处理基座转型。本节从以下3个方面展开讨论：首先，分析基于人工智能的通信新范式——面向任务的语义通信；其次，探讨网络的存储、传输和计算资源如何为语义通信提供支撑；最后，解析网络与语义通信的互动机制。

2.1 面向智能任务的语义通信

从1G到5G的演进主要通过探索新的频谱利

用方式、多址接入技术和编码方法等来不断提升系统的速率。在未来6G时代，当物理层资源接近饱和状态时，如何进一步提升通信效率以持续满足用户对复杂、多样及智能化信息传输的需求，成为无线通信技术发展的全新挑战。近年来，随着用户对无线通信需求的迅速提升，未来通信网络将引入许多新型应用，如自动驾驶、智能医疗以及沉浸式通信等。此类应用的目标是传达消息的含义或在目标设备处进行正确推理。这些智能应用不再仅依靠高速率的数据传输，而是逐步对网络智能化、服务多样性等方面提出了更高的要求。上述趋势推动了语义通信技术的发展，使其成为未来网络具有前景的演进范式之一。

语义通信聚焦于信息“意义”的高效传输，其核心在于通过精准传递信息的语义内涵，显著降低传统网络中冗余信息重传导致的资源消耗，从而有效提升网络设备的复用效率。值得一提的是，自动驾驶、智慧工厂等场景是机器与机器之间进行通信。在这种情况下，语义提取的过程考虑终端的智能任务，将任务需求与信息传输有机融合，即面向任务的语义通信。不同于面向数据重建的语义通信从信源数据中提取全局语义信息，面向任务的语义通信的目的是完成智能任务，因此会差异化传输对完成接收端特定任务有用的语义信息，进而帮助接收端做出正确的推理、行动和决策。

图1展示了面向任务的语义通信系统。该系统首先根据终端的任务，通过语义表征、语义过滤和语义编码提取和任务相关的语义特征，实现了信源处理和传输的融合；然后进行信道编码，经过信道后，在接收端进行信道解码和语义解码；最后，系统输出执行动作的指令，如在自动驾驶场景中，动作为加速、制动和转动方向盘等，以响应行人和交通信号的变化。值得注意的是，面向任务的语义通信中所有通信参与方的背

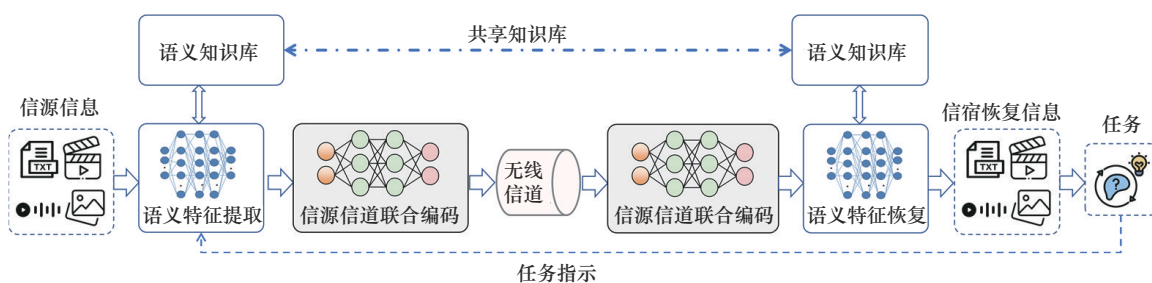


图1 面向任务的语义通信系统

景知识和通信任务需要保持一致，否则产生的语义噪声会导致任务失败。

近年来，受益于人工智能、自然语言处理和计算机视觉等相关技术的快速发展，基于人工智能模型提取语义信息成为可能。如在文本传输中，采用Transformer提取语义特征，并通过全连接层实现信道编码。在视频传输中，利用全卷积层实现语义编码和信道编码，并通过将无线信道建模为不可训练的可微分变换，完成语义编码和信道编码的联合训练。利用人工智能模型提取、压缩并编码语义信息，已成为当前语义通信系统的主流架构之一。然而，人工智能模型的训练、存储和推理都需要存转算资源的支撑，这阻碍了语义通信的实际部署。

2.2 网络资源赋能语义通信

网络通过对云边端节点的存转算资源协同调度以有效支持语义模型的训练、存储和联合编码

等，能够促进语义通信对复杂业务场景的灵活适配。具体而言，云节点具备强大的计算能力和大规模存储资源，适合执行计算密集型的语义模型训练任务，以及存储经过优化处理的大型语义模型。通过利用云节点的资源，可以为系统提供稳定、可靠的基础支撑。边缘节点则以靠近用户的地理优势为特点，能够在任务需求较高或实时性要求较强的情况下快速响应，如完成语义信息的处理或语义编解码。而端节点由于计算和存储能力有限，更适合参与轻量化的语义编解码等任务。图2展示了网络资源赋能的语义通信架构。

在语义通信模型训练的过程中，网络可以提供强大的计算能力，以满足复杂任务对资源的高要求。语义模型训练方式包括集中式训练和分布式训练。在集中式训练中，所有训练数据被集中在云数据中心，依托其强大的计算能力进行语义模型训练。这种方式适用于对计算

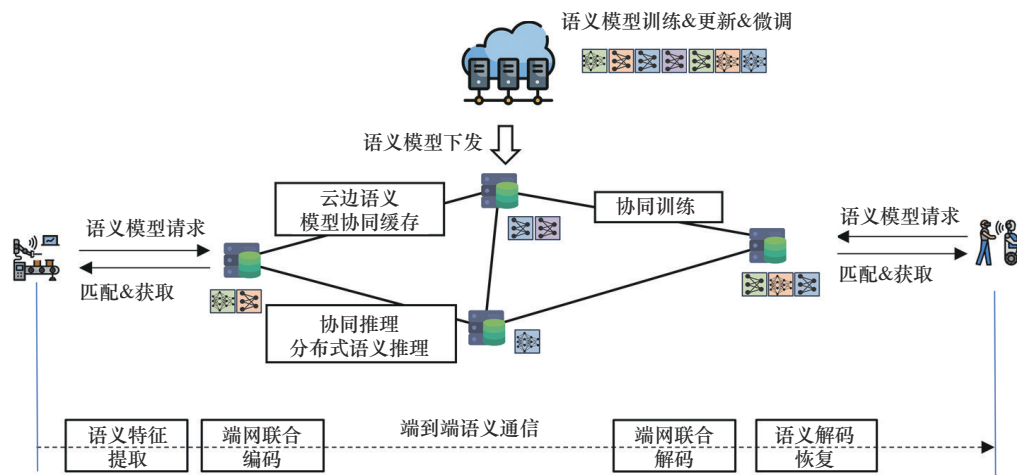


图2 网络资源赋能的语义通信架构

资源需求较高的任务。分布式训练则将数据分配到多个节点上, 这些节点可以是边缘服务器或终端设备。网络通过整合并灵活调度多个节点的计算资源, 协同完成语义模型训练, 这种方式适用于需要灵活部署的任务^[39]。在完成模型训练后, 可以进一步对模型进行优化处理, 通过剪枝、量化、知识蒸馏等技术减少模型参数和计算量, 同时保持准确性, 确保语义模型在各类终端设备上高效运行。

在完成语义模型训练后, 需要高效地部署, 以支持用户的快速访问。网络负责协调并分配存储资源, 以支持语义模型的高效部署。云数据中心拥有强大的存储能力, 能够存储大量已训练完成的语义模型。然而, 随着用户量的增加, 所有用户都向云数据中心请求模型, 导致巨大的网络带宽消耗, 同时也难以保证响应速度, 这将对系统性能造成显著影响。因此, 可以预先将语义模型存储在靠近用户的边缘服务器上, 以减少带宽消耗和提高响应速度。由于单个边缘服务器资源有限, 无法存储所有语义模型, 因此该过程需要考虑多台边缘服务器的协同存储。存储策略根据模型的使用频率、网络负载状况、边缘服务器的地理位置以及应用场景等因素动态调整^[40], 如高频调用的模型将优先缓存到离用户更近的节点, 而低频使用的模型则缓存到相对较远的节点。

针对语义模型推理任务, 网络可以将语义提取和恢复等计算密集型操作卸载到边缘服务器上执行, 以提高计算效率并减轻端侧负担。以任务导向的多模态语义通信为例, 发送端对信源数据进行联合编码, 提取与接收端任务相关的语义信息, 从而大幅减少数据量, 并确保无线传输的稳定性和可靠性。接收端通过解码语义信息完成预定任务, 如文本翻译或视觉问答等。在这一过程中, 发送端需要运行语义提取模型, 而接收端则需运行语义恢复模型和任务推理模型, 以确保任务的高性能表现。然而, 语义模型运行过程计算

密集, 对计算能力有限的端侧设备提出了挑战。为了解决该问题, 可以借助网络资源, 将语义提取和恢复等任务部分或全部转移至计算能力更强的边缘服务器执行。如果发送端计算能力充足而接收端能力受限, 可以在发送端本地完成语义提取, 并将提取后的语义信息传输到靠近接收端的边缘服务器。在边缘服务器上完成语义恢复和任务推理后, 接收端直接下载任务结果, 确保高效交付。如果发送端能力有限而接收端计算能力较强, 则可将信源数据卸载至最近的边缘服务器进行语义提取。提取后的语义信息被传输至接收端, 接收端在本地完成语义恢复并执行后续任务。

综上所述, 网络从单纯的传输管道演化为一个高度智能的信息处理基座。在这一过程中, 网络不仅承担信息传输任务, 还深度参与信息处理环节, 为语义模型的训练、部署和推理提供全方面的资源支持。这种转变赋予了网络更多的功能, 也使语义通信系统能够更加高效地适配复杂多变的业务场景。

2.3 语义通信与网络的协同演进

语义通信与网络并非独立发展的技术体系, 而是一个互相促进、协同演化的过程。在未来, 语义通信能够理解网络状态, 而网络则可以智能响应语义通信的需求, 从而显著提升系统效率。图3展示了语义通信与网络的协同演进。

一方面, 未来的网络将具备感知自身状态的能力, 能够实时向语义通信系统反馈自身的运行状态, 如当前的资源利用情况、链路质量以及节点负载等信息。语义通信系统可以将实时反馈的网络状态作为输入, 灵活调整语义编解码策略, 以适应网络的实际运行状况。当网络处于高负载状态或计算资源紧张时, 语义通信系统可以选择更加保守的语义编码策略, 如使用轻量化语义模型或减少语义特征的提取数量, 从而有效缓解网络压力。

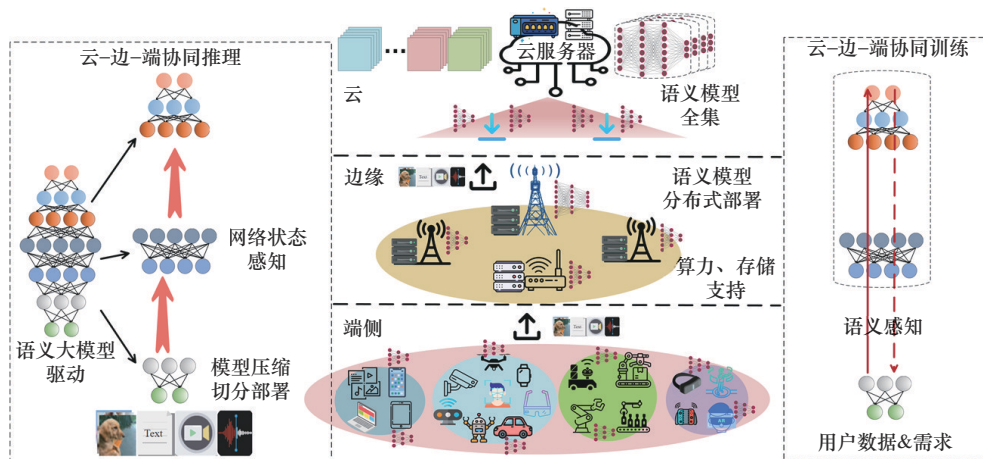


图3 语义通信与网络的协同演进

另一方面, 语义通信系统差异化提取和传输信息, 网络将具备感知信息重要性的能力, 当网络状态出现波动或资源紧张时, 网络可以优先丢弃重要性较低的语义信息, 由于语义通信系统具有一定的容错能力, 即使部分语义信息被丢弃, 接收端依然可以通过已有的语义模型恢复信源信息, 并完成相应任务。这种智能丢弃策略在保证任务性能的同时, 显著降低了资源消耗。上述信息的重要性是通过语义熵模型来衡量的, 该模型通过量化信息的意义和相关性来评估其重要性, 具体取决于信息对实现特定目标或减少有意义结果不确定性的贡献程度。文献[36]基于语义熵模型, 提出了一种面向任务的语义通信重要感知联合信源信道编码框架。该框架通过选择性传输任务关键特征来降低通信开销, 并设计了联合语义通道传输机制。通过联合优化信道分配和特征选择向量, 构建了一个重要感知的语义资源分配模型, 旨在最大化所有用户的语义频谱效率。此外, 网络还可以根据语义通信系统的历史运行数据, 通过机器学习和人工智能算法预测未来的需求趋势, 提前进行资源调度和优化, 为关键任务提供保障。当前, 针对语义通信与网络融合领域的研究已取得显著进展, 涌现出大量研究成果。本文将重点综述以下3项具有代表性的工作。

(1) 语义通信与算力网络融合

语义通信技术在提升通信效能与可靠性方面展现出显著优势。然而, 当前语义通信系统主要依赖深度学习算法实现, 这一过程对计算资源的需求极大。针对这一挑战, 文献[41]创新性地提出了基于算力网络的语义通信系统框架, 旨在为语义信息的处理与传输提供充足的计算资源保障。该框架重点阐述了基于云边协同计算的语义采样与重构、语义信道编码、语义感知资源分配与优化等核心技术。这一算力网络框架为语义通信提供了强有力的支撑, 其独特之处在于通过引入连接计算机制, 与现有算力网络架构形成显著区别。算力网络对语义通信系统的支撑主要体现在以下两个方面: 首先, 语义通信系统能够充分利用算力网络提供的计算资源, 有效支持语义采样和联合语义编码等关键语义处理模块; 其次, 语义通信模块能够根据可用计算资源进行自适应调整, 实现资源的高效利用。这种双向协同机制不仅提升了语义通信系统的性能, 也为未来智能通信网络的发展提供了新的思路。在算力网络驱动语义通信方面, 文献[42]提出一种端云协同的监控视频传输系统, 通过相机端下采样、冗余帧消除及云端关键帧辅助的视频超分辨率模型来重建高质量视频, 经仿真验证, 该系统能有效减少数

据量,在像素深度(bits per pixel, BPP)为0.10时,其结构相似性(structural similarity, SSIM)和峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)比传统方法分别高5.6%和10.7%,有效证明网络在语义通信模型推理过程中的支撑作用。

(2) 语义感知网络

传统语义通信框架通常包含语义检测、知识建模和协调等模块,然而这种架构在资源利用率和通信效率方面存在明显不足,尤其在单源单目标通信场景下表现尤为突出。针对这一局限性,文献[43]创新性地提出了一种基于联邦边缘智能的新型架构,旨在构建资源高效的语义感知网络。该架构的核心创新在于:允许终端用户将计算密集型的语义编码与解码任务卸载至边缘服务器执行,同时通过中间结果协调机制有效保护用户的专有模型信息。仿真实验验证了该架构的优越性,不仅显著降低了系统资源消耗,还大幅提升了通信效率,为语义通信系统的实际部署提供了可行的解决方案。此外,在语义感知算力网络资源分配方面,文献[44]提出语义感知任务卸载系统,运用近端策略优化的多智能体强化学习算法,通过构建系统模型对任务计算和通信成本进行量化分析以最小化用户设备能耗,经仿真验证,在语义编码器输出维度为5时,相较于传统的深度Q学习方案,能耗节省40%。

(3) 基于模型的语义通信网络

在未来,云边端网络将支持端侧设备实现语义通信,进而节省网络通信流量并缓解带宽压力。文献[45]提出,云服务器利用强大的计算能力生成大规模语义通信模型,边缘服务器在接收后将其转化为不同大小和精度的中小型模型,再传输给终端设备。在此过程中,网络须在满足时延约束的前提下,可靠地将语义模型传输至所有终端设备,以提高语义任务的识别准确性,因此提出一种网络辅助语义模型传输架构,通过实验数据建立模型大小与识别误差之间的数学关系,并推导出瑞利信道下模型传输中断概率的闭式表

达式,同时定义了有效模型准确率来评估模型传输性能。针对多用户场景,文献[45]进行了联合模型选择及资源分配优化,仿真结果显示所提算法的有效模型准确率比基线算法高约22%,说明了网络在语义通信模型传输过程中的关键作用。

总体来说,语义通信系统通过理解网络的状态,能够主动适应网络环境变化。网络通过智能感知和预测,能够为语义通信提供更加精准和高效的支持。这种协同演进推动了网络从单一信息传输管道向智能信息处理基座转变,为未来网络通信技术的发展奠定了坚实的基础。

3 应用场景分析

本节重点讨论文义通信技术在低信噪比和有损传输场景以及业务体验增强场景中的应用,通过分析上述场景的核心需求与技术挑战,探讨语义通信与网络深度融合带来的创新解决方案。

3.1 低信噪比和有损传输场景

(1) 物联网

在物联网场景中,大量的设备(如传感器、智能家居设备、工业设备等)通常分布在广泛的区域,且往往需要在网络信号较差、带宽有限的情况下进行通信。

传统通信通常通过扩建网络基础设施,如增加基站、扩大覆盖范围或提高设备发射功率来提升覆盖范围。然而,这种方法成本高昂,且在带宽有限的条件下难以保障通信质量,导致许多设备无法有效接入网络,从而阻碍了物联网的规模化发展。

语义通信能够有效降低悬崖效应的影响,具备在低信噪比条件下保持通信性能的能力,因此能够扩展网络覆盖范围,进一步提高设备连接数量。此外,语义通信能够减少非必要数据的传输,根据网络状况自适应调整传输策略。同时,网络通过智能感知与预测,能够根据设备的运行状态和通信需求优化资源分配。因此,网络与语



义通信的融合在物联网场景中可有效扩大覆盖范围并提升设备连接数量。

针对物联网的传输场景,文献[46]中面向物联网中的低算力设备,提出了一种精简的分布式语义通信方法,通过对模型进行裁剪与降精度处理,并结合信道状态信息进行训练,能够在保持传输效率的同时有效降低设备端的计算与带宽负担。文献[47]探讨了利用边缘服务器为多种语义模型提供运算支持的问题,提出了根据任务需求与服务器计算能力进行模型选择的算法,以在满足时延和准确度要求的前提下提升整体语义传输效率。文献[48]在物联网分布式场景下,利用区块链构建了一个可信的语义通信系统,并通过灵活压缩知识库与语义签名机制在更新和使用阶段保障数据的完整性与私密性,同时减少设备间的数据交换量。

(2) 卫星通信

卫星通信是支撑网络强国、数字经济和双循环战略的关键新型基础设施。卫星通信与地面网络存在显著差异,主要体现在卫星与地面设备之间距离较远引起的信号显著衰减和较长的传输时延,以及视距信道中突出的特性,如路径损耗、大气衰减和雨衰。传统通信难以解决上述问题。

语义通信作为一种创新的通信范式,通过人工智能与通信技术的结合,将任务需求与信息传输紧密结合,充分利用有限带宽对多模态数据高效传输,有效缓解卫星通信频谱资源稀缺的问题。此外,语义通信通过语义特征提取、信息传输与恢复,能够在复杂的卫星信道环境下实现可靠信息的恢复,保证信息的准确性和完整性。最后,通过有损传输,语义通信能够使卫星在有限的频谱资源和能量约束下实现更广域的覆盖。

在此基础上,现有研究也从不同角度探索语义通信在卫星场景的应用。文献[49]针对卫星通信过程中的雨衰、高时延与强干扰等挑战,结合大规模预训练模型的分割与重构技术,实现了对

语义特征的精准提取与还原。同时,在卫星和地面网关双方进行误码检测,进一步保障了传输的可靠性。文献[50]将语义通信与正交时频空间调制相结合,通过引入真实卫星信道环境进行模型训练,在高速移动与频谱资源受限的情况下有效应对严重的多普勒效应。文献[51]提出了一种基于语义通信的低地球轨道卫星边缘云框架,结合自适应修剪一分裂联邦学习方法更新语义编码器,并通过计算任务调度机制优化用户时延、能耗及隐私保护,显著提升计算卸载性能。

3.2 业务体验增强场景

(1) 大视频传输

随着互联网的不断发展,大视频传输涉及直播、游戏等多个领域,将成为6G的关键业务,这些业务的快速发展对网络带宽、传输效率以及用户体验提出了更高要求。作为一种全新的通信范式,语义通信正逐步展现其在大视频传输领域的独特优势与巨大潜力。

首先,语义通信技术通过语义压缩、特征提取、前后帧语义关联及语义恢复等创新技术,大幅减少数据传输量并显著提升视频传输效率。在低信噪比环境中,语义通信展现出更强的鲁棒性和适应性。

此外,语义通信技术能够对视频内容中的重要元素进行评估,这种能力使其在智能码率控制方面表现突出。通过对视频内容进行分级处理,语义通信可以确保关键内容的传输质量,同时对非关键部分进行适度压缩,从而有效降低带宽需求。

更为重要的是,在复杂多变的网络环境中,语义通信能够实时感知并响应网络条件的变化,灵活调整传输参数和码率,以确保数据传输的稳定性和高效性。在网络拥塞或带宽有限的情况下,语义通信能够在网络的协助下优先传输对用户体验影响最大的关键内容,如直播画面的核心元素或高优先级视频片段,从而降低时延并提升

传输质量。

针对大视频传输场景,文献[26-28]提出了基于深度神经网络和视频语义传输的多种方法,通过优化编码、带宽分配和特征提取,显著提升了视频传输质量和效率,尤其在带宽受限环境下表现出色。

(2) 沉浸式通信

沉浸式通信场景是对 IMT-2020 (5G) 的增强移动带宽场景的扩展,旨在为用户提供丰富的沉浸式交互体验,包括虚拟现实、增强现实、沉浸式扩展通信和全息通信等应用。沉浸式场景的主要特征是多模态信源信息共存、传输数据量庞大、较低时延需求以及高帧率视频传输。传统通信系统作为信息管道,主要通过比特符号的传输实现信息传递,但这种方式难以满足沉浸式通信的复杂需求。语义通信与网络的深度融合为这一场景提供了全新解决方案。

首先,语义通信通过从多模态信源中提取关键语义信息,再进行高效编码和传输,显著降低了数据冗余。而网络通过实时感知通信链路状态和带宽利用情况,与语义通信协作优化数据分发策略。如在高分辨率视频传输中,网络可将链路动态反馈给语义通信系统,而后者依据反馈灵活调整语义编码策略,实现更高的传输效率。

此外,语义通信可以结合网络的智能化支持,通过上下文推断机制弥补缺失信息。如在全息通信中,若部分数据因网络波动丢失,网络的智能感知可迅速标记缺失部分,而语义通信则利用上下文语义推理进行恢复,从而确保用户的实时交互体验。

最后,语义通信能够更加自然地响应用户的意图和需求,提供更加个性化的服务,为人机交互提供直观的操作体验,大幅度提升用户沉浸感,如在虚拟现实场景中,网络通过历史数据预测用户的视野变化,而语义通信则根据预测优先加载与传输相关内容,降低时延并提升用户的沉

浸感。

面向沉浸式通信的虚拟现实 (virtual reality, VR) 视频传输,文献[52]提出了一种连续全景视频发送框架,运用语义位置图和知识共享等深度学习模块在发送端与接收端进行特征提取与恢复,从而实现低带宽条件下大幅减少通信时延,同时保证 VR 视频传输的可靠性。文献[53]提出了一种语义传输框架,用于将感知信息从物理世界传输到元宇宙,通过语义编码显著减少传输数据量,并引入竞赛理论激励机制,提高用户数据上传频率,同时保证感知性能。文献[54]基于联合信源信道联合编码设计了一种自适应全景视频语义传输网络,通过熵模型和纬度自适应模型实现传输码率控制,为用户提供更好的沉浸式体验质量。

4 结束语

语义通信作为一种新兴的通信范式,将任务需求与信息传输有机结合,关注如何传输信息的“意义”。虽然语义通信可以大幅度降低网络传输数据量,但在这一过程中,需要网络主动参与语义通信的信息处理过程,提供计算与存储资源以支持语义模型训练和推理等,同时具备感知信息重要性和自身资源情况的能力。本文从面向任务的语义通信、网络资源赋能语义通信以及语义通信与网络的协同演进 3 个方面探讨了网络如何参与到信息处理过程中,从单纯的数据传输管道向信息处理基座转变。此外,本文还对语义通信与网络融合的典型应用场景进行了分析。

未来,语义通信将更紧密地与网络架构融合,使网络能够更加灵活地处理各种复杂通信任务,支持更加高效的计算、决策和协同。

参考文献:

- [1] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of se-



- mantic communication networks[J]. Engineering, 2022, 8: 60-73.
- [2] ZHANG P, XU X D, DONG C, et al. Model division multiple access for semantic communications[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2023, 24(6): 801-812.
- [3] ZHANG Y N, WU J Y, JIA L N, et al. Advanced optical polarizers based on 2D materials[J]. NPJ Nanophotonics, 2024, 1: 28.
- [4] 陈丽, 肖清明, 王敏, 等. 4 芯光纤 WDM 器件技术研究[J]. 光通信研究, 2024(6): 70-75.
- CHEN L, XIAO Q M, WANG M, et al. Research on four core fiber WDM device technology[J]. Study on Optical Communications, 2024(6): 70-75.
- [5] 张睿, 虞小鹏, 程然, 等. 集成电路先进制造技术进展与趋势[J]. 数据与计算发展前沿, 2021, 3(5): 28-39.
- ZHANG R, YU X P, CHENG R, et al. Recent progresses on advanced VLSI manufacturing techniques[J]. Frontiers of Data & Computing, 2021, 3(5): 28-39.
- [6] AMIN R, REISSLEIN M, SHAH N. Hybrid SDN networks: a survey of existing approaches[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 3259-3306.
- [7] 张朝昆, 崔勇, 唐嵩祎, 等. 软件定义网络(SDN)研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 62-81.
- ZHANG C K, CUI Y, TANG H Y, et al. State-of-the-art survey on software-defined networking(SDN)[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 62-81.
- [8] HONG C Y, MANDAL S, AL-FARES M, et al. B4 and after: managing hierarchy, partitioning, and asymmetry for availability and scale in google's software-defined WAN[C]//Proceedings of the 2018 Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication. New York: ACM Press, 2018: 74-87.
- [9] MEDVED J, VARGA R, TKACIK A, et al. OpenDaylight: towards a model-driven SDN controller architecture[C]//Proceedings of the Proceeding of IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks 2014. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [10] 钟翠, 王蕾, 罗兴. 云数据中心的SDN解决方案[J]. 电信科学, 2018, 34(7): 15-22.
- ZHONG C, WANG L, LUO X. SDN solutions for cloud data center[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(7): 15-22.
- [11] GUO A P, YUAN C H. Network intelligent control and traffic optimization based on SDN and artificial intelligence[J]. Electronics, 2021, 10(6): 700.
- [12] LUO Q Y, HU S H, LI C L, et al. Resource scheduling in edge computing: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(4): 2131-2165.
- [13] HONG Z C, CHEN W H, HUANG H W, et al. Multi-hop cooperative computation offloading for industrial IoT-edge-cloud computing environments[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2019, 30(12): 2759-2774.
- [14] 谢满德, 黄竹芳, 孙浩. 云边端协同下多用户细粒度任务卸载调度策略[J]. 电信科学, 2024, 40(4): 107-121.
- XIE M D, HUANG Z F, SUN H. Multi-user fine-grained task offloading scheduling strategy under cloud-edge-end collaboration[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(4): 107-121.
- [15] 王清, 夏晓东, 荆臻, 等. 基于“通算存”资源协同的无人机链路异常监测方案研究[J]. 电信科学, 2025, 41(2): 168-181.
- WANG Q, XIA X D, JING Z, et al. Research on link anomaly monitoring scheme of unmanned aerial vehicle based on “communication-calculation-caching” resource collaboration[J]. Telecommunications Science, 2025, 41(2): 168-181.
- [16] 雷波, 赵倩颖, 赵慧玲. 边缘计算与算力网络综述[J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(3): 3-6.
- LEI B, ZHAO Q Y, ZHAO H L. Overview of edge computing and computing power network[J]. ZTE Technology Journal, 2021, 27(3): 3-6.
- [17] 中国联通网络技术研究院, 华为技术有限公司. 中国联通算力网络白皮书[R]. 2019
- China Unicom Network Technology Research Institute, Huawei Technologies Co., Ltd. White paper on China Unicom computing power network[R]. 2019.
- [18] 中国移动研究院, 华为技术有限公司. 算力感知网络技术白皮书[R]. 2019.
- China Mobile Research Institute, Huawei Technologies Co., Ltd. White paper on computing-aware network technology[R]. 2019
- [19] 姚惠娟, 耿亮. 面向计算网络融合的下一代网络架构[J]. 电信科学, 2019, 35(9): 38-43.
- YAO H J, GENG L. Trend of next generation network architecture: computing and networking convergence evolution[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(9): 38-43.
- [20] 何涛, 曹畅, 唐雄燕, 等. 面向6G需求的算力网络技术[J]. 移动通信, 2020, 44(6): 131-135.
- HE T, CAO C, TANG X Y, et al. Research on computing power network technology for 6G requirements[J]. Mobile Communications, 2020, 44(6): 131-135.
- [21] 郭凤仙, 孙耀华, 彭木根. 6G算力网络: 体系架构与关键技术[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(1): 21-30.
- GUO F X, SUN Y H, PENG M G. Computing force networks in 6G: architecture and key technologies[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(1): 21-30.
- [22] SHANNON C, WEAVER W. The mathematical theory of com-

- munication[M]. Urbana: University of Illinois Press, 1949.
- [23] PENG X, QIN Z J, TAO X M, et al. A robust semantic text communication system[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(9): 11372-11385.
- [24] HU Z Y, YOU C S, LIU T Y, et al. Semantic communication meets edge intelligence: semantic-relay-aided text transmissions[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(24): 39409-39423.
- [25] ZHU H, ZHU K, ZHANG Y, et al. Stochastic geometry based semantic performance analysis for text semantic communication[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, PP(99): 1.
- [26] TUNG T Y, GÜNDÜZ D. DeepWiVe: deep-learning-aided wireless video transmission[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(9): 2570-2583.
- [27] WANG S X, DAI J C, LIANG Z J, et al. Wireless deep video semantic transmission[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(1): 214-229.
- [28] BAO Z C, LIANG H T, DONG C, et al. MDVSC: efficient wireless model division video semantic communication[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(2): 1109-1124.
- [29] ZHANG W J, WANG Y N, CHEN M Z, et al. Optimization of image transmission in cooperative semantic communication networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(2): 861-873.
- [30] LYU Z H, ZHU G X, XU J, et al. Semantic communications for image recovery and classification via deep joint source and channel coding[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(8): 8388-8404.
- [31] ZHANG G Y, LI H L, CAI Y L, et al. Progressive learned image transmission for semantic communication using hierarchical VAE[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, PP(99): 1.
- [32] TAN K W, ZHAO H T, ZHANG Y C, et al. EESC-S: an emotion-enhanced semantic communication framework for speech transmission[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2025, PP(99): 1.
- [33] GRASSUCCI E, MARINONI C, RODRIGUEZ A, et al. Diffusion models for audio semantic communication[C]//Proceedings of the ICASSP 2024 - 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2024: 13136-13140.
- [34] CHEN X J, WANG J, XU L, et al. A perceptually motivated approach for low-complexity speech semantic communication[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 22054-22065.
- [35] HU Q Y, ZHANG G Y, QIN Z J, et al. Robust semantic communications with masked VQ-VAE enabled codebook[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(12): 8707-8722.
- [36] WANG Y N, HAN S J, XU X D, et al. Feature importance-aware task-oriented semantic transmission and optimization[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(4): 1175-1189.
- [37] SUN S Q, QIN Z J, XIE H Q, et al. Task-oriented scene graph-based semantic communications with adaptive channel coding[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(11): 17070-17083.
- [38] CAI C, YUAN X J, ZHANG Y A. End-to-end learning for task-oriented semantic communications over MIMO channels: an information-theoretic framework[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2025, 43(4): 1292-1307.
- [39] WANG Y N, NI W L, YI W Q, et al. Federated contrastive learning for personalized semantic communication[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(8): 1875-1879.
- [40] PENG J C, XING H L, LI Y, et al. Task-oriented multi-user semantic communication with lightweight semantic encoder and fast training for resource-constrained terminal devices[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(9): 2427-2431.
- [41] QIN Z J, YING J K, YANG D X, et al. Computing networks enabled semantic communications[J]. IEEE Network, 2024, 38(2): 122-131.
- [42] YANG D X, QIN Z J, WANG L T, et al. An end-cloud computing enabled surveillance video transmission system[C]//Proceedings of the 2023 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Piscataway: IEEE Press, 2023: 209-214.
- [43] SHI G M, XIAO Y, LI Y Y, et al. From semantic communication to semantic-aware networking: model, architecture, and open problems[J]. IEEE Communications Magazine, 2021, 59(8): 44-50.
- [44] JI Z L, QIN Z J. Energy-efficient task offloading for semantic-aware networks[C]//Proceedings of the ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2023: 3584-3589.
- [45] WANG Y N, HAN S J, XU X D, et al. Intellicise model transmission for semantic communication in intelligence-native 6G networks[J]. China Communications, 2024, 21(7): 95-112.
- [46] XIE H Q, QIN Z J. A lite distributed semantic communication system for Internet of Things[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(1): 142-153.
- [47] CHEN H, FANG F, WANG X B. Semantic extraction model selection for IoT devices in edge-assisted semantic communications[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(7): 1733-1737.
- [48] ZENG W H, XU X Y, ZHANG Q Y, et al. A secure and efficient distributed semantic communication system for heterogeneous Internet of Things[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2407.14140.
- [49] JIANG P W, WEN C K, LI X, et al. Semantic satellite commu-



- nications based on generative foundation model[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2404.11941.
- [50] CHEN W B, LI S Y, JU C, et al. Semantic-enhanced downlink LEO satellite communication system with OTFS modulation[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(6): 1377-1381.
- [51] ZHENG G H, NI Q, NAVAIE K, et al. Semantic communication in satellite-borne edge cloud network for computation offloading[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(5): 1145-1158.
- [52] XIA L, SUN Y, LIANG C S, et al. WiserVR: semantic communication enabled wireless virtual reality delivery[J]. IEEE Wireless Communications, 2023, 30(2): 32-39.
- [53] WANG J C, DU H Y, TIAN Z S, et al. Semantic-aware sensing information transmission for metaverse: a contest theoretic approach[C]//Proceedings of the IEEE Transactions on Wireless Communications. Piscataway: IEEE Press, 2023: 5214-5228.
- [54] GAO H X, SUN M, Y XU X D, et al. Semantic communication-enabled wireless adaptive panoramic video transmission[C]//Proceedings of 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.

[作者简介]



孙一豪 (1999-), 男, 北京邮电大学信息与通信工程学院博士生, 主要研究方向为6G、智简网络等。



蒋胜 (1978-), 男, 博士, 北京邮电大学信息与通信工程学院教授, 主要研究方向为6G、智简网络、语义通信、计算机网络(数据通信网络)、互联网协议(TCP/IP)创新及相关国际、国内标准等。



周旭 (1976-), 男, 博士, 中国科学院计算机网络信息中心研究员、先进网络与技术发展部主任, 主要研究方向为未来网络架构、5G、边缘计算等。



雷波 (1980-), 男, 中国电信股份有限公司研究院网络技术研究所副所长、正高级工程师, 主要研究方向为未来网络、云网融合、算力网络、新型IP网络技术等。



蒋林涛 (1946-), 男, 中国信息通信研究院科学技术委员会主任, 主要研究方向为多媒体技术、数据通信网、IP网络技术的标准研究和系统开发等。