

基于感算通融合的语义认知通信网络*

朱慧翔^{1,2}, 柴靖轩^{1,3}, 肖泳^{1,2,4**}, 石光明^{1,3,4}, 高大化^{1,3}

(1.鹏城实验室, 广东 深圳 518055;

2.华中科技大学电信学院, 湖北 武汉 430074;

3.西安电子科技大学人工智能学院, 陕西 西安 710071;

4.琶洲实验室(黄埔), 广东 广州 510335)

【摘要】语义通信作为一种旨在传递用户意图和语义信息的全新通信范式, 有望成为 6G 时代构建万物智联网络的创新性解决方案。然而, 在实际的部署中, 由于语义的多意性、个性化和异构性等特点, 语义认知、解析和通信等方面仍面临着业务类型多样且异构、用户性格与习惯各异和需求随机等难题。为此, 提出了一种基于感算通融合的语义认知通信网络, 旨在通过语义感知、计算和通信多功能的深度融合、协作互惠, 实现高效可靠的语义信息传输。初步试验结果显示, 相比于传统通信网络, 本文所提方案有望在提升网络语义通信效率的同时, 还大幅降低了系统的资源占用率。

【关键词】语义通信; 语义认知通信; 感算通融合

doi:10.3969/j.issn.1006-1010.20230220-0001

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

文章编号: 1006-1010(2023)03-0000-00

引用格式: 朱慧翔, 柴靖轩, 肖泳, 等. 基于感算通融合的语义认知通信网络[J]. 移动通信, 2023, 47(3): 00-00.

ZHU Huixiang, CHAI Jingxuan, XIAO Yong, et al. Semantic-Aware Communication Networks Based on Sensing, Computation and Communication Integration[J]. Mobile Communications, 2023, 47(3): 00-00.

Semantic-Aware Communication Networks Based on Sensing, Computation and Communication Integration

ZHU Huixiang^{1,2}, CHAI Jingxuan^{1,3}, XIAO Yong^{1,2,4}, SHI Guangming^{1,3,4}, GAO Dahua^{1,3}

(1.Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China;

2.School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

3.School of AI, Xidian University, Xi'an 710071, China;

4. Pazu Laboratory (Huangpu), Guangzhou 510335, China)

【Abstract】As a novel communication paradigm designed to deliver the real intention and semantic message of (human) user, semantic communication provides an innovative solution for building an intelligence-of-everything (IoE) network in 6G. However, it still faces many key technical challenges. In this paper, we propose a semantic cognitive communication network based on the integrated sensing, computation and communication, which aims to achieve efficient semantic information transmission through the seamless integration and collaboration of semantic sensing, computation and communication functions. Preliminary experimental results show that compared with conventional communication networks, the proposed scheme has the potential to further improve the efficiency of network communication and reduces the resource demand.

【Keywords】: semantic communication; semantic-aware communication; sensing, computation and communication integration.

*基金项目: 国家自然科学基金(面向 6G 群体智能资源共享博弈基础理论研究)(62071193); 国家自然科学基金(面向智能语义理解的计算成像方法研究)(61976169); 国家自然科学基金(语义通信基础理论与方法研究)

(62293483); 国家自然科学基金(基于多通道压缩感知的高分辨高动态范围红外成像方法研究)(61871304); 鹏城实验室重大攻关项目(PCL2021A12)

**通信作者

0 引言

6G 网络将从单纯追求数据符号传输高保真和高性能的传统架构转向支持多域融合、智慧内生、泛在连接的“万物智联”架构。作为一种全新的通信范式，语义通信以传递用户意图及语义信息为主要目标，通过多维语义感知、协作认知计算和高效语义通信的深度融合，向海量用户提供更贴合用户体验质量 QoE 且具备自认知和自学习的个性化业务，从根本上解决传统基于数字符号和固化协议的通信模式中存在的多系统和协议难兼容、人机难互通等瓶颈问题，为 6G 最终实现“万物智联”的架构转变奠定坚实基础^[1-4]。此外，语义通信和语义认知网络的标准化工作也分别于 2021 年和 2022 年在国际电信联盟 ITU 获批正式立项^[5-6]。

然而，在实际的部署中，由于语义的多意性、个性化和异构性等特性，语义的解析和通信面临着业务类型多样且异构、用户性格与习惯各异和需求随机等难题^[7-8]。为此，提出了一种基于感算通融合的语义认知通信网络架构。该架构的核心思想为通过实时语义信息感知、计算、认知和基于语义特征抽象与解析的高效通信之间的深度融合实现语义信息的实时感知、计算、传输及解析。

与传统通信架构相比，基于感算通融合的语义认知通信网络将具备如下独特优势：

(1) 多模态异构数据融合：随着越来越多用户追求高度定制化和个性化业务，且性能需求不断提高，下一代网络需要针对不同用户复杂多样的需求提供实时感知、分析与决策，从而实现了对包括触觉互联网、元宇宙和数字孪生等新兴业务的支持^[9-10]。传统通信技术中，由于针对不同模态数据的感知、计算和通信功能相互独立且相互约束，难以实现多模态数据的实时融合决策与优化。语义认知通信通过建立不同模态数据和语义的对应关系，实现包括文本、音频、图像在内的多模态数据的无缝融合感知与分析。

(2) “人在回路”的闭环反馈：在人-机智联和人-人智联过程中，人类用户或终端设备是语义生成和识别的源头和最终目标。然而人类用户的语义存在多意性与随机性，相同符号的含义可能随用户所处的位置、环境、交流对象、上下文内容等的变化而发生变化。传统通信架构下信息处理通常遵循开环式的流程设计，即信息感知、计算和通信过程相互串联但缺乏动态协同及适时调整能力。语义认知通信网络通过感知和语义解析相关的辅助信息，对接收端的语义解析进行辅助和纠错，可有效提高通信效率和可靠性。

(3) 自学习、自更新的网络：由于用户的业务需求和体验可能会随着时间和位置的改变发生改变。此外，相同符号所表征的含义也可能随时间变化而发生变化。传统的通信架构中，信息编码/解码在部署后相对固化且难更新。语义认知通信网络可实现语义感知和更新实现语义知识库的自学习和自拓展，实现网络在部署后具备自学习、自更新等能力^[11]。

综上所述，基于感算通融合的语义认知通信网络有望打破传统通信中存在的瓶颈问题，在实现机-机、人-机和人-人互联时充分利用语义的独特优势，实现了网络的智能化和类人化，可更好的满足 6G 时代的新兴需求与用户体验。

本文首先介绍了基于感算通的语义认知通信的基本概念与要素。随后，展开介绍了在语义认知网络中感算通的功能定义和感算通融合细节。接下来，介绍了基于感算通融合的语义通信网络的基本组成和典型架构，并在最后给出了基于该架构的初步试验结果。仿真显示，基于感算通融合的语义通信网络在提升网络通信效率的同时，大幅的降低了系统的资源占用率。

1 语义认知通信的基本概念与要素

1.1 语义信息的表征

语义认知通信的首要问题是如何对语义信息进行表征和量化。目前主流的语义表征方式可大致分为三类：

(1) 基于符号的语义表征：该表征方式赋予不同符号不同含义。该表征方式的典型例子是基于人工标注的数据集和基于字典的通用语义表征数据库。该类表征一般需要通过人工的方式预先定义标签、单词和符号的语义。例如 WordNet 数据库目前已经发展成为涵盖 200 多种语言，包含 15 万 5 千多个词条的大型语义数据库。一般而言基于符号的语义表征方式需要提前定义好不同符号代表的含义。前期的一些基于深度学习的语义编码方法通过深度学习方法识别图像或者语音中的对象^[12]，并通过传输对象的抽象特征实现图像和语音压缩。这类工作核心都是通过识别图像和语音中的对象符号，并通过所对应的特征进行压缩，因此这类工作都可归类为基于符号的语义表征。

(2) 基于关系的语义表征：语义的重要属性之一是不同符号以及所具备的属性和含义之间可能存在多种不同类型的关系。该类表征方式定义语义为不同符号间以及符号与不同属性之间的对应关系。相比单独给每个符号定义语义而言，定义不同符号之间的关系可有效降低存储空间并提高计算效率。近期的研究已经显示，符号和不同属性之间的关系在语义认知和计算中扮演有核心地位。

(3) 基于规则的语义表征：该方法用于表征不同的符号和语义之间关系的生成、组合、认知和推理规则。该表征方式的典型例子就是人们在日常交流和通信使用的语法规则和不同用户的个性化感知与沟通习惯。基于规则的语义表征方式可对已知语义实体间进行关系的推理和延伸，进而引申出其他更加丰富的语义信息。

1.2 语义知识库

语义知识库定义为每个用户可访问的所有知识实体和关系的集合。语义通信高度依赖先验知识和用户

的背景信息及知识库，包括普适性的知识、事实和概念以及个人的认知习惯和经验等。一般而言，每个用户的语义知识库可能包含共性的普适性知识和个性化的私有知识。具体而言，用户的语义知识库主要由两部分元素组成：

(1) **公共知识**：包含常识性知识。一般而言，公共知识包含所有通信参与用户（包括源用户和目标用户）之间共享的语义知识实体和关系。

(2) **私有知识**：涉及与个人对一些概念和知识的个性化理解和观点。一般来说，不同用户的私有知识不同。

1.3 语义认知法则

除了可以从源信号中直接识别出的对象标签和信号特征等显式信息之外，语义通信的内容通常还包含着丰富的隐性语义信息，如不同的概念、术语、特征和想法之间的隐藏关系以及在交流和通信过程中的潜在规则等。前期研究已表明，隐形语义信息和语义认知规则在识别、交流和解析语义方面发挥着至关重要的作用，并可为下一代面向人-机互通智联以及面向内生智能网络的高阶语义推理和认知奠定坚实基础。

2 基于感算通融合的语义认知网络架构

通过把网络感知、计算、通信三个功能进行深度融合，形成功能间的互惠增强，进而使网络具备基于“人在回路”的闭环信息交互能力以及多智能体协作学习与认知能力，为智能化、沉浸式、数字孪生等 6G 业务提供支撑。例如，在工业互联网业务领域，提供多智能体交互能力和协同学习能力；在浸入式业务领域，提供交互式 XR 的感知和渲染能力；在全息通信领域，提供用户意图感知、建模和显示能力；在数字孪生业务领域，提供物理世界的感知和虚拟世界的建模、推理和控制能力；在智能医疗领域，提供人员监控、人体参数感知与干预能力^[13]。

2.1 感算通融合

在介绍语义认知网络中感知、计算、通信功能间的协作逻辑及相互增强之前，首先对各概念的内涵进行明确。具体描述如下：

(1) **语义感知**：主要包括辅助信息感知、显性语义感知和隐性语义及认知规则感知等。具体而言，辅助信息感知包括对源用户习惯偏好、所处环境、肢体动作等的感知，以及对上下文信息和背景的感知，这些辅助信息可用于确认知识库的类型及相关信息并辅助语义认知和解析规则的准确判断。显性语义感知是指从观察到的源信号中提取关键的符号信息或对象的重要特征，如对象标签、信号特征等。显性语义一般可采用已有算法或函数直接从信号中提取，例如基于机器学习，尤其是深度神经网络的信号特征提取方法等^[14]。除了上述两类信息以外，语义信息还可能包含从源信号本身难以直接观察到的隐性含义，例如与显性语义相关的隐性关系和与用户习惯及背景相关的潜在规则和认知规律。隐性语义可以包含重要的语义信息，并且可以有效的辅助接收端用户实现准确的判断与决策，因此在语义通信中具有非常重要的地位。

(2) **语义计算**：对于发射端用户而言，语义计算包含语义识别、评估、认知和信道及信源编码。其中，语义识别可采用已有模型和函数，如 YOLO 和 wav2letter，识别不同模态信号中的语义对象和标签。这些语义信息一般属于显性信息。发射端还可能具备对接收端可能得到的语义解析信息进行预测和评估，并根据评估结果调整语义编解码方式的能力^[7]。语义信源编码和信道编码可以采用两个独立编码器或采用一个信源和信道混合编码器来实现和部署。无论采用何种部署方式，语义编码器的设计准则都是在将高维显式语义转换为低维表示形式的同时兼顾在经过噪声和畸变信道传输后接收端语义解析的可靠性和准确性。而对于接收端用户而言，语义计算则包括语义解码和解析计算过程。其中语义解码的目的是还原发送端识别出来的显性语义信息。语义解析是根据辅助信息和显性语义信息识别、认知和推理出隐性语义信息。语义计算是语义认知通信网络成为 6G 内生智能网络的重要使能技术之一的关键所在。

(3) **语义通信**：相比于传统通信，语义通信以达意为主要目的。因此，语义通信不光要具备高效的信息传输能力，还需要能够对接收端的语义解析进行实时评估及在解析的语义发生偏差时进行实时纠正的能力^[15-18]。除此之外，不同用户和网络训练得到的语义解析模型和编解码模型还可以在不同的用户和网络之间进行迁移和适配，实现模型复用，进一步将低计算量和通信效率。此外，语义通信还应该具备可根据物理信道的随机和干扰等特性进行实时调整和自适应的能力。前期工作已表明，通过设计基于函数映射的语义编码方式能够利用语义符号之间的关系进行语义编解码，实现基于模拟信号的语义编码，在低信噪比条件下仍然可以大幅降低语义通信的误码率，提高语义信息通信效率^[19]。

2.2 基于感算通融合的语义认知通信增强

通过将语义感知、计算和通信三个过程深度融合有望实现语义认知通信网络性能的进一步增强与提升，具体详述如下：

(1) **通信和计算融合的语义感知增强**：通信数据可能包含自不同场景、不同应用、不同对象的多维度、多模态数据。通过综合分析不同通信数据中的特征并识别接收端用户对语义解析模型输出的反馈信息能够实现感知模型的增强。通过在网络边缘部署的算力可对不同区域通信数据进行分析 and 跨域信息融合及特征协同处理，最终可形成统一且可复用的语义认知模型及语义知识库，并实现知识库和先验知识的实时更新。

(2) **感知和计算融合的语义通信增强**: 通过语义感知可对网络中的海量数据进行按需收集, 即根据不同维度、模态和层次的数据进行选择性的采集、存储与分析, 例如根据上文和辅助信息有选择性的提取重要的语义信息和数据内容。前期研究表明, 语义信息可抽象为不同层次的信息。通过对不同位置数据中的语义信息进行分层协同分析和处理可有效降低语义的解析误差, 并极大提高语义通信的效率^[20]。此外, 语义认知通信与传统通信的另一个不同之处在于前者的语义识别/解释器、信息编码/解码器等组件的模型类型、参数数量和算力大小以及接收端和发送端相互间对彼此的先验信息会对语义通信的解析精度和通信容量产生影响。在前期研究中, 建立了全新的语义策略通信率失真理论, 推导出了不同信道容量限制条件下的语义率失真界^[21]。

(3) **感知与通信融合的语义计算增强**: 由于大部分用户终端的计算、存贮能力有限, 仅能够负担得起小规模 AI 模型进行的少样本训练。这些不足能够通过本地数据的语义感知和模型训练共享与协同进行弥补。例如, 前期工作中提出了一种基于联邦边缘智能的分布式语义模型协同和共享方法, 不同地区的用户根据本地数据训练本地的语义认知模型, 同时在训练过程中可以与其他地区用户训练的语义模型进行协同和共享, 从而提升语义解析模型的精度和泛化能力。此外, 不同地区的用户之间还可以共享部分或者全部知识库, 从而得到泛化性更强的语义识别和解析知识库^[22]。此外, 前期工作中还提出了一种终身学习的语义认知和解析模型的更新方法, 能够实现感知和通信融合条件下的语义模型终身学习和自动更新^[23]。

基于上述的协作关系, 感算通融合技术将帮助语义认知网络构建自我学习、自我更新、自我驱动的闭环。在未来, 基于感算通融合的语义认知通信网络将赋予 6G 网络无缝连接物理世界与数字世界的的能力, 即能满足多维度、多层次的感官交融互通, 又能有效的支撑语义通信能力的拓展和泛在智能认知和计算, 为大量新兴智能化业务和应用赋能^[24]。

3 基于云边协同的语义认知通信网络架构

本部分考虑一个基于多云/边缘的语义认知网络, 其参考架构如图 1 所示, 主要由云端数据中心、区域边缘服务器、本地边缘服务器、用户终端等核心组件构成。

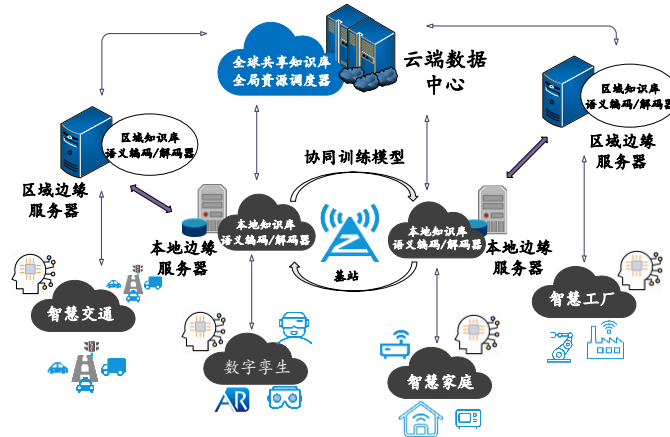


图 1 基于云边协同的语义认知网络架构

(1) **云端数据中心 (Cloud Data Center, CDC)**: 对应一个具备强大的计算、存储能力的高性能服务器集群, 可以为所有用户提供全球可访问的计算和存储服务。具体而言, CDC 提供的计算服务包括初始模型的生成、用户终端或边缘服务器间的协作训练、全局的资源调度等, 以支撑语义认知网络中的大规模分布式计算。在存储服务方面, CDC 可以维护一个全球共享的语义知识库, 该知识库由累积的知识实体 (例如事实, 术语, 概念和对象) 以及可能的关系 (例如实体之间的关系) 组成。一般而言, 全球共享知识库中的实体和关系可以对应于与区域或地方特定知识无关的高阶共享事实。

(2) **区域边缘服务器 (Regional Edge Servers, RESs)**: 由具备相当计算和存储能力的服务器组成。每台 RES 都可以为区域覆盖范围内的用户终端和本地边缘服务器提供区域可访问的大量计算和存储资源, 区域内用户与本地边缘服务器可以将私人/本地的语义编码、解码和解释器上传到 RESs 上进行模型的训练与迭代。同时, RESs 之间也可以基于如联邦学习等分布式学习框架进行协作训练, 使得集成的 AI 模型能够加快收敛并提升模型的鲁棒性, 提高系统的资源利用率。此外, 每个 RES 需要维护一个区域共享的知识库, 该知识库由区域相关和首选的知识事实、关系、习俗、机制等组成。

(3) **本地边缘服务器 (Local Edge Servers, LESs)**: 由具备一定计算和存储能力的服务器组成, 可以为本地用户提供可访问的计算和存储资源。与 RESs 类似, 用户也可以将语义编码、解码和解释器上传到 LESs 上进行模型的本地迭代与协同训练。每个本地边缘服务器也有一个本地知识库, 可以存储一些本地共享甚至个性化的知识, 包括个性化和基于体验的知识, 例如, 对知识概念以及与一个或有限数量的个人用户相关的关系的偏见理解。

(4) 用户终端 (User Equipment, UEs): 由集成各类传感单元的智能机器 (Intelligent Machines, IMs) 组成, 主要承担着网络外部信息的感知、收集任务, 是构建语义认知网络的基础。UEs 对应于尝试相互传达其语义含义的信息源和目标用户。假设每个源用户可以观察过去的通信历史, 并提取一组语义推理轨迹, 包括全球、区域、本地共享和/甚至私人可访问的语义知识信息。然后, 源用户将使用这些观察到的语义推理轨迹 (称为专家推理路径) 来指导不同层的 CDC 和边缘服务器训练语义编码、解码和解释模型。

4 初步实验结果

4.1 实验网络框架

基于上一章节中所提出的云边协同的网络架构, 考虑一个基于感算通融合的语义认知网络框架, 如图 2 所示。其共包含三个阶段, 分别是 (语义) 感知阶段、(模型) 训练阶段和 (语义) 通信阶段。

在感知阶段, 发射端用户基于本地的传感器感知、收集来自环境中的原始信号, 接着集成的语义鉴别器将提取原始信号中的一些初始实体或实体关系作为显性语义进行上传。接下来是训练阶段, 接收端用户在边缘服务器上的语义解释器将基于上传的显性语义生成一组可能的语义推理路径, 并发送回发射端用户在边缘服务器上的语义评估器中。随后语义评估器基于发射端上传的真实路径对语义解释器生成的路径进行评估, 并将评估结果返回给语义解释器。重复上述过程, 直至语义解释器收敛到一个固定的推理策略, 且语义评估器无法区分真实路径与生成的推理路径。在此阶段, 边缘服务器还将训练语义编码器, 将显式语义实体和关系的高维表示转换为对物理通道传输有效的低维语义表示。经过训练的语义编码器将在语义通信阶段加载到发射端用户进行消息编码。类似地, 为了训练语义解码器, 目标用户将从通道接收的低维语义信号的噪声版本上传到边缘服务器。然后, 边缘服务器可以计算一个解码函数, 该函数可以恢复源用户的语义。在通信阶段中, 发射端用户首先识别显式语义, 然后应用预加载的语义编码器压缩识别的语义以进行物理通道传输。接收端用户从接收到的信号中恢复显式语义后, 会将恢复的语义发送到边缘服务器上的语义解释器。语义解释器将生成要发送给接收端用户的隐式语义。

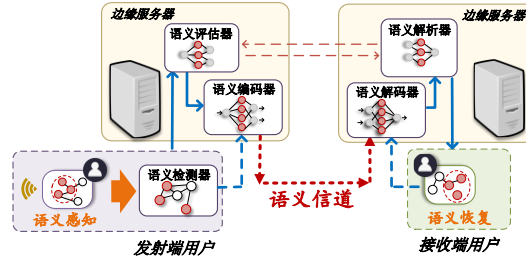


图 2 基于感算通融合的语义认知网络框架

在编码方案上, 语义的编码方案与传统的编码解决方案有着显著的差别。传统的编码解决方案将信息转换为二进制符号序列, 而不管它们所表示的含义如何, 在提出的语义感知通信中, 不同的实体被编码为语义星座表示序列, 其中所表示星座空间中实体之间的距离与其含义差异成正比。在该实施例中, 采用基于能量的语义距离^[19]来衡量两个实体之间的含义差异性, 边缘服务器将通过最小化如下损失函数来训练编码 (投影) 器 $\Theta(\cdot)$:

$$L_e = \sum_{\hat{u} \in K, \hat{u}' \in K'} \mu + \lambda \cdot |E(\hat{e}, \hat{a}, \hat{o}) - E(\hat{e}', \hat{a}', \hat{o}')|$$

其中, K 与 K' 分别对应于本地边缘服务器的语义知识库中的有效 (正) 和无效 (负) 实体关系集, 而 $\hat{u} = \langle \hat{e}, \hat{a}, \hat{o} \rangle$ 和 $\hat{u}' = \langle \hat{e}', \hat{a}', \hat{o}' \rangle$ 则为 K 与 K' 中的三元组单元。 \hat{e} 、 \hat{a} 、 \hat{o} 、 \hat{a}' 、 \hat{o}' 则分别对应显性实体 e 、 e 的显性关系 a 、通过 a 与 e 相连的显性实体 o 、 e 的隐性关系 a' 、通过 a' 与 e 相连的显性实体 o' 五者在语义空间的表征, 即经过编码函数 $\Theta(\cdot)$ 投影后的结果。本文中, 选用欧氏距离来构建能量函数 $E(\cdot, \cdot, \cdot)$, 例如 $E(\hat{e}, \hat{a}, \hat{o}) = \|\hat{e} + \hat{a} - \hat{o}\|^2$ 、 $E(\hat{e}, \hat{a}', \hat{o}') = \|\hat{e} + \hat{a}' - \hat{o}'\|^2$ 。此外, μ 为连接三元组的有效 (正) 和无效 (负) 实体关系之间的平均欧式距离, 而 λ 则为超参数常量。

在解码方案上, 不同于编码器, 解码器 $\Theta^{-1}(\cdot)$ 不仅需要实现编码的逆过程以恢复发射端用户所传递的显性语义消息, 还需要对传输信道的衰落系数和加性噪声水平进行估计以降低误码率。假设编码器发送的编码信息为 \hat{U} , 接收端的收到信号 \hat{I} 可以表示为:

$$\hat{I} = \mathbf{H} \cdot \hat{U} + \delta$$

其中, \mathbf{H} 是传输信道的衰落系数, δ 是信道的加性噪声水平。与编码器相似, 接收端的语义解码器也是一个可以上传到边缘服务器进行训练的神经网络模型。当本地边缘服务器收到接收端上传的带噪声的语义信号时, 语义解码器可以借助语义解释器生成的语义推理策略来反向估计发射端和接收端之间信道的衰落系数和加性噪声水平, 进而计算出正确的解码函数。

4.2 知识图谱信源的语义编码传输

为了验证所提框架在提高系统利用率和网络信息处理效率等方面的性能,在一个字典型的人类知识数据集 FB15K-237 上进行了实验,其实由 14 541 个实体和 237 种关系组成。从 FB15K-237 数据集中取样的语义可用于模拟由取样词与关系连接组成的信息的含义。为此,采用了适合知识图谱的图卷积神经网络模型进行训练^[25-26]。其中,语义解释器是两层全连接层加一层输出层组成的图卷积神经网络,语义评估器则是由一层隐藏层加一层输出层组成的深度神经网络。语义解释、评估器中输出层的损失函数由 Softmax 和 Sigmoid 组成。

接下来,将基于所提出的架构来评估语义感知、语义计算、语义通信之间的功能协作给语义认知网络所带来的增益。

首先用 FB15K-237 数据集模拟消息的语义,并在不同信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 下使用加性高斯噪声模拟物理通道的噪声干扰。在人类知识数据库中,实体抽象的程度将通过语义实体的度数来反映,抽象级别较高的实体通常具有更高的度数。为了评估不同度数和层数的语义感知信息对语义通信性能的影响,抽取了 FB15K-237 数据集中度数小于等于 100 的 13 621 个实体生成的消息的语义,然后评估语义解释器恢复不同度数的语义实体时的语义符号恢复精度。从图 3 可以观察到,语义解释器为具有较高次数的语义符号提供了更好的语义恢复性能,尤其是在 SNR 较低时。当信噪比增大到较大的值时,例如 8 dB 或 9 dB,语义符号度对恢复精度的影响则变得有限,即当度数从 20 增加到 100 时,在信噪比为 8 dB 和 9 dB 的情况下,语义符号恢复精度分别只有 8% 和 4% 的提升。

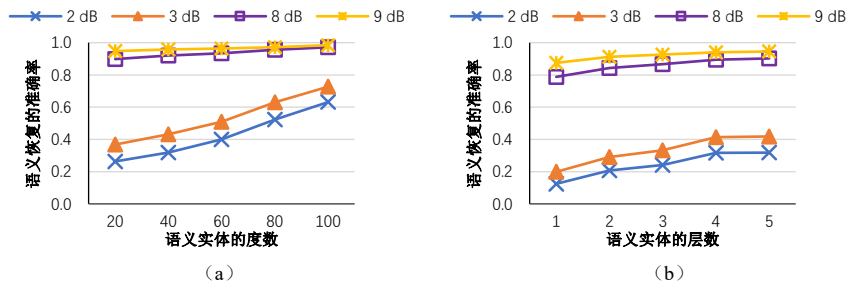


图 3 不同 SNR 下恢复不同度数/层数的语义实体时语义恢复准确率的变化

接着为了评估不同抽象程度的语义符号(实体)的通信过程中的抗干扰表现。引入符号误码率 (Symbol Error Ratio, SER) 这个评价指标,其通过将发射端语义编码器的输入符号序列与接收端的语义解码器的输出符号序列进行一一比对,计算错误符号数占传输序列中总符号数的占比而得来。通常应用于测试通信过程中编码方式对在信道中的抗干扰能力,以检验编码/解码器的性能。从图 4 中可以看到,深层感知到的语义符号通常比较浅层感知到的符号具有更好的抗干扰能力。例如,当接收的信噪比为 4 dB 时,与无语义编码/解码解决方案相比,提出的语义解释器在使用线性映射函数时,当实体与低层、中层和高层抽象相关联时, SER 分别提高了 17.3 dB、17.9 dB 和 25.8 dB。这是因为,深层感知到的语义符号比浅层感知到的语义符号通常具有更高的度数并且彼此之间紧密相连。因此,当在噪声信道传输中时,高层符号被其他直接连接的实体和关系恢复的机会更高。

此外,当采用不同性能的模型进行语义的编码与解码时,对系统的通信质量有着直接影响。从图 4 中可以看到,采用参数更多、性能更强的图卷积神经网络的编码/解码器(图 3.b)比采用线性映射函数(图 3.a)的 SER 有显著的下降。例如,当物理信道的 SNR 为 4 dB 时,与线性映射函数相比,基于图卷积神经网络的编码/解码器将给深层感知语义和浅层感知语义分别带来 9.033 dB 和 9.027 dB 的 SER 提升。

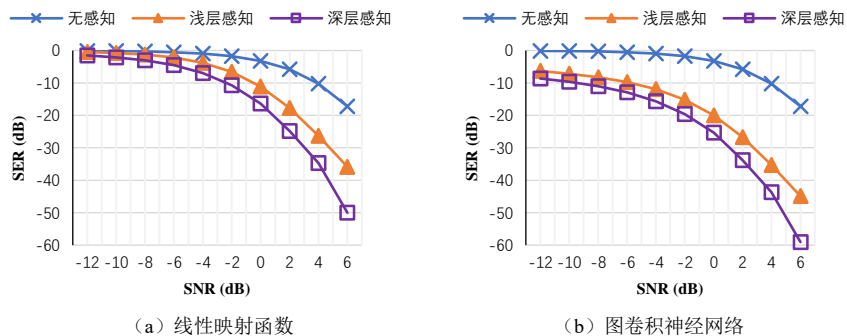


图 4 发射端用户进行不同层次的感知时接收端用户接收到的信息的符号误码率变化

注:图 4.a 与 4.b 的区别在于采用不同计算模型充当语义解释器,以评估模型的计算性能对语义系统通信过程的影响

4.3 图像信源的语义编码传输

在提出的语义认知网络框架下,同样考虑使用图像信号作为语义通信系统的信源。为此,考虑用神经网络来实现语义评估器与语义解析器,并构造了两种网络模型来实现网络框架:

(1) **类别感知模型**:在训练阶段,语义评估器接收来自语义解析器根据训练数据得到的生成图片,将生成结果与训练数据对比,并将评估结果反馈给语义解析器以协助其训练。发端通过语义感受器提取图片

的类别信息并发送给收端，收端用户将接收的类别标签输入语义提取器，最终解码出生成图片。

(2) **类别+特征感知模型**：语义感受器同时提取出原始图片的类别信息和特征信息，并发送给收端用户，语义提取器综合收到的类别与图像特征信息，在收端解码得到生成图片。

为了评估收端经过语义解析得到的生成图像的质量，给出“解析图像质量得分”这一指标。具体来讲，一个好的图像生成模型需要将不同类别的图像尽量分开，而且在样本均衡的情况下，各个图像分类的概率尽可能相等，因此把生成图像质量得分定义为标签概率分布与生成图像条件下的标签概率分布的交叉熵。使用 MNIST 图像数据集作为语义通信的图像信源进行测试，其中包含 60 000 张 28×28 的灰度图像。

(1) **网络计算力对语义解析过程的影响**：为观察网络模型的计算力对收端用户语义解析得到的生成图像的质量的影响，模拟了两种感知模型在不同的参数量的情况下的图像质量。如图 5，类别+特征感知模型生成的图像的质量明显高于类别感知模型，这是因为类别+特征感知模型相较于类别感知模型额外发送了原始图像的特征信息，以协助收端更高质量地恢复图像。参数量超过 1.5×10^5 后，图像质量基本不再随网络的计算力的提升而上升。

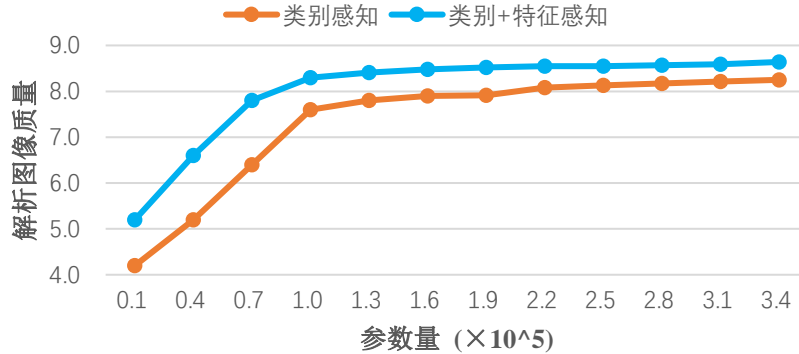


图 5 图像质量随参数量的变化曲线

(2) **不同通信模型的语义通信量**：为了在接收端恢复图像，语义认知网络在接收端感知并传输原始信号的语义信息，相较于传统通信方式可以大大减少通信量。为了和传统编码方式对比，使用 JPEG2000 的编解码方式作为对照。三种编码模型的平均通信数据量（每张图片）与平均压缩率如表 1 所示。可见，相较于传统编码方式，语义认知网络的编码方式可以明显减少通信数据量，尤其是只传递图像标签的类别感知方法，压缩率远低于其他两种方法。且对比类别+特征感知模型并综合上一节的图像质量曲线，类别感知模型用很小的数据量就可以获得接近于类别+特征感知的生成图像质量。

表 1 不同编码模型的平均通信数据量与压缩率

编码模型	类别感知	类别+特征感知	JPEG2000
平均通信数据量(Byte)	1	401	849
平均压缩率	0.0004	0.16	0.33

(3) **不同通信方法的能量消耗**：语义认知网络模型可以用极低的通信代价在接收端恢复图像，而这是以在语义通信前的网络训练阶段，各个边缘服务器对语义解析器与语义评估器的大量训练为代价的。为了进一步观察不同通信模型的能耗，观察了类别感知模型、类别+特征感知模型与 JPEG2000 编码在训练阶段与通信阶段的能耗。其中，两种基于神经网络的模型的参数，都是在相同的训练时间（500 秒）得到的，通信阶段各个模型发送的数据量都是相同的（500×512 张图片）。观察表 2 可知，由于 JPEG2000 不是基于网络训练的编码方法，不会产生任何训练耗能。而类别感知模型相较于类别+特征感知模型，训练能耗略高。同时观察表 3 可知，JPEG2000 在传输相同数据量的情况下，其通信能耗远高于语义认知网络的编码方式。可见语义认知网络可以以较低的能耗，高质量传输图像信号。

表 2 不同编码模型训练阶段的能耗

能量消耗(J) \ 参数量	2.6×10^5	6.2×10^5	1.0×10^6	1.6×10^6
类别感知	5.46×10^5	5.66×10^5	5.82×10^5	6.13×10^5
类别+特征感知	5.31×10^5	5.37×10^5	5.51×10^5	5.72×10^5
JPEG2000	0			

表3 不同编码模型通信阶段的能耗

能量消耗(J) \ 参数量	2.6×10^5	6.2×10^5	1.0×10^6	1.6×10^6
编码模型				
类别感知	618.2	728.1	774.5	821.9
类别+特征感知	379.6	458.1	510.6	562.6
JPEG2000	7 948.8			

5 结束语

本文从传统通信中存在的瓶颈问题出发,介绍了一种基于感算通的语义认知通信网络架构,该架构凭借语义感知、协作计算和语义通信的深度融合,有望成为未来6G时代中“万物智联”网络的新型基础范式。

目前,语义通信技术仍然在快速发展中,语义信息论有众多基本概念与基础问题亟待讨论与完善,仍需要学术界同仁的不断努力,共同推进面向6G的语义认知通信的理论研究与实践应用。

参考文献:

- [1] 石光明,肖泳,李莹玉,等. 面向万物智联的语义通信网络[J]. 物联网学报, 2021,5(1): 12-36.
- [2] 牛凯,戴金晟,张平. 面向6G的语义通信[J]. 移动通信, 2021, 45(4): 85-90.
- [3] IMT-2030(6G)推进组. 通信感知一体化技术研究报告[R]. 2021.
- [4] 中国通信学会. 通感算一体化网络前沿报告[R]. 2022.
- [5] Requirements of semantic-aware networking in future networks" (contacts: Yong Xiao and Guangming Shi), ITU-T Technical Report TR.Reqts-SAN, Jul. 2022
- [6] Architectural Framework for Semantic Communication Services for IoT and Smart City & Community" (contacts: Guangming Shi and Yong Xiao), ITU-T Technical Report YSTR.SemComm.IoT, Oct. 2021
- [7] D. Huang, X. Tao, F. Gao, and J. Lu, "Deep learning-based image semantic coding for semantic communications," in IEEE GLOBECOM, Madrid, Spain, Dec. 2021.
- [8] H. Xie et al., "A lite distributed semantic communication system for internet of things," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 39, no. 1, pp. 142–153, Jan. 2021.
- [9] Yong Xiao and Marwan Krunz, "Distributed Optimization for Energy-efficient Fog Computing in the Tactile Internet," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 36, no. 11, pp. 2390 - 2400, Nov. 2018.
- [10] R. Carnap and Y. Bar-Hillel, "An outline of a theory of semantic information," Res. Lab. Electron., Massachusetts Inst. of Technol., Cambridge, MA, RLE Tech. Rep. 247, Oct. 1952.
- [11] Yong Xiao, Guangming Shi, Yingyu Li, Walid Saad, and H. Vincent Poor, "Toward Self-learning Edge Intelligence in 6G," IEEE Communications Magazine, vol. 58, no. 12, pp. 34-40, Dec. 2020.
- [12] A. Santhanavijayan, D. Naresh Kumar, and G. Deepak, "A semanticaware strategy for automatic speech recognition incorporating deep learning models," in Intelligent System Design. Springer, vol. 1171, pp. 247–254, Aug. 2021.
- [13] T. O'shea and J. Hoydis, "An introduction to deep learning for the physical layer," IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 3, no. 4, pp. 563–575, Dec. 2017.
- [14] H. Seo, J. Park, M. Bennis, and M. Debbah, "Semantics-native communication with contextual reasoning," arXiv preprint arXiv:2108.05681, Aug. 2021.
- [15] W. Weaver, "Recent contributions to the mathematical theory of communication," ETC: A Review of General Semantics, vol. 10, no. 4, pp.261–281, Sep. 1953
- [16] J. Bao, P. Basu, M. Dean, C. Partridge, A. Swami, W. Leland, and J. A. Hendler, "Towards a theory of semantic communication," in Proceedings of the IEEE Network Science Workshop, West Point, NY, Jun. 2011.
- [17] B. Guler, A. Yener, and A. Swami, "The semantic communication game," IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 4, no. 4, pp. 787–802, Sep. 2018.
- [18] Z. Weng and Z. Qin, "Semantic communication systems for speech transmission," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 39, no. 8, pp. 2434–2444, Aug. 2021
- [19] Yong Xiao, Yingyu Li, Guangming Shi, and H. Vincent Poor, "Reasoning on the Air: An Implicit Semantic Communication Architecture," IEEE International Conference on Communications (ICC) Workshop, Seoul, South Korea, May 2022.

- [20] Yong Xiao, Zijian Sun, Guangming Shi, Dusit Niyato, "Imitation Learning-based Implicit Semantic-aware Communication Networks: Multi-layer Representation and Collaborative Reasoning," IEEE Journal on Selected Areas in Communications (JSAC), vol. 41, no. 3, Mar. 2023.
- [21] Yong Xiao, Xu Zhang, Yingyu Li, Guangming Shi, and Tamer Başar, "Rate-distortion Theory for Strategic Semantic Communication," IEEE Information Theory Workshop (ITW), Mumbai, India, Nov. 2022.
- [22] Guangming Shi, Yong Xiao, Yingyu Li, and Xuemei Xie, "From Semantic Communication to Semantic-aware Networking: Model, Architecture, and Open Problems," IEEE Communications Magazine, vol. 59, no. 8, pp. 44-50, Aug. 2021.
- [23] Jingming Liang, Yong Xiao, Yingyu Li, Guangming Shi, and Mehdi Bennis, "Life-Long Learning for Reasoning-Based Semantic Communication," IEEE International Conference on Communications (ICC) Workshop, Seoul, South Korea, May 2022.
- [24] Zhimin Lu, Yong Xiao, Yingyu Li, Guangming Shi, and Mehdi Bennis, "Adversarial Learning for Implicit Semantic-Aware Communications," IEEE International Conference on Communications (ICC), Rome, Italy, May 2023
- [25] T. N. Kipf and M. Welling, "Semi-supervised classification with graph convolutional networks," in Proceedings of the International Conference on Learning Representations, Toulon, France, Apr. 2017.
- [26] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, Bing Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Yoshua Bengio, "Generative adversarial networks," Communications of the ACM, vol. 63, no. 11, pp. 139-144, Nov. 2020.

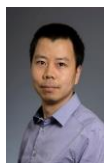
[作者简介]



朱慧翔 (orcid.org/0009-0004-6919-0022): 华中科技大学在读博士研究生, 主要研究方向为通感算一体化、边缘智能、网络人工智能等。



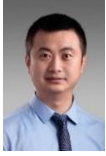
柴靖轩: 西安电子科技大学在读博士研究生, 主要研究方向为智能信息处理、知识推理、图神经网络等。



肖泳 (orcid.org/0000-0003-3230-8758): 华中科技大学教授, IMT-2030(6G)推进组网络智能方向副组长, 5G 联创行业应用开发实验室副主任, IEEE 资深会员, 中国通信学会高级会员, IEEE Transactions on Mobile Computing 副编辑。主要研究方向为网络人工智能、边缘计算、通信网络博弈理论等。



石光明: 教育部长江学者特聘教授, 西安电子科技大学二级教授, 博士生导师, AI 学院领军教授, 享受政府特殊津贴专家。IEEE/IET Fellow, 中国电子学会会士, 人工智能学会高级会员。主要研究方向: 语义通信、类脑感知、压缩感知、计算成像、机器学习、脑电信息处理与脑启发智能技术。以第一完成人荣获国家级自然科学二等奖 1 项 (2017)。



高大化：西安电子科技大学人工智能学院教授、博士生导师，陕西省“青年科技新星”，主要研究方向为智能计算成像、智能信息处理等。主持国家重点研发计划课题、国家自然科学基金等项目 10 余项，发表智能计算成像相关论文 30 余篇，授权国际、国内专利 10 余项。