



面向现代语义通信的 语义知识库技术白皮书

X-LAKE FORUM
西丽湖论坛



鹏城实验室、北京邮电大学、香港中文大学（深圳）

2023年11月



目 录

前言 /1

一、背景与需求 /2

1. 语义通信背景概述 /2
2. 语义知识库的必要性 /4

二、语义知识库发展现状 /6

1. 传统语义知识库研究现状 /6
2. 基于基础模型的语义知识库 /10
3. 语义传输中的语义知识库发展现状 /11

三、面向语义通信的语义知识库 /15

1. 面向语义通信的知识库体系化设计 /15
2. 语义知识库性能衡量指标 /16
3. 语义知识库面临关键挑战 /16

四、语义知识库使能的现代语义通信关键技术 /18

1. 语义知识库使能的信源-信道联合编解码 /18
2. 语义知识库驱动的跨协议语义通信 /20
3. 语义知识库的边缘缓存与部署机制 /25
4. 语义知识感知的通信-计算资源联合管理 /28

五、典型应用案例 /32

1. 多层次特征传输实例 /32
2. 信道语义知识库应用实例 /33

六、未来发展展望 /36

前 言

语义知识库作为语义通信关键使能技术之一，通过为语义通信中信源、信道、以及任务等数据提供结构化、可记忆语义知识表征，有望大大提高语义通信普适性与传输效率。由于面向现代语义通信的语义知识库技术目前还处于起步阶段，本白皮书旨在对其给出初步技术展望。主要包括：

（1）语义知识库发展现状：首先从传统计算视觉领域出发，系统阐述语义知识库的概念与特点。进而针对现代语义通信中多模态信源、动态多变信道以及多样化任务等需求，介绍现代语义通信中语义知识库的研究进展。

（2）面向语义通信的语义知识库：作为白皮书的核心部分，首先，提出面向现代语义通信的语义知识库体系化设计方法，阐述语义知识库对语义通信的支撑作用；进而，针对语义通信功能需求，对面向语义通信的语义知识库性能度量指标进行定义与说明。在此基础之上，分别从语义知识库多层级构建方法、动态演进机理以及多智能体知识库高效协同等方面，阐述语义知识库在语义通信应用中面临的挑战。

（3）语义知识库使能的现代语义通信关键技术与应用案例：分别从信源信道联合编解码、跨协议语义通信、语义知识库的边缘缓存与部署机制、语义知识感知的通信-计算资源联合管理等多方面进行了阐述。在此基础上，以多层级特征传输与频谱地图等为典型任务，进行相关试验验证与说明。

（4）未来展望：对语义知识库使能的现代语义通信在新兴的代表性业务场景中的应用进行分析，如元宇宙、智慧交通、工业物联网等。

本白皮书是鹏城实验室与北京邮电大学、香港中文大学（深圳）未来智联网研究院联合对未来语义知识库使能的现代语义通信的初步技术展望，后续将持续迭代与优化，希望为学术界与业界技术发展提供参考。



一、背景与需求

1. 语义通信背景概述

新型信息通信技术和人工智能的创新融合，正带领着人类社会进入“万物智联、万物数字化”的信息新纪元。纵观移动通信系统发展历程，从第一代移动通信系统（the first generation mobile communication system, 1G）开始便致力于优化面向数据传输的性能指标，如通信速率和误码率。3G 实现了传统语音文本通信到数据传输的转变，4G 高速数据服务正式开启了移动互联网时代。集成大量创新通信技术的 5G 带来了突破性的通信网络设计，通过超可靠低延时通信（URLLC）、大规模机器通信（mMTC）和增强宽带（eMBB）技术的支持，开拓了数字孪生、边缘计算和万物互联等现代通信场景。5G 强大的泛在通信、计算与控制能力为人机物实现高速互联提供有力的技术保障。

移动通信网络的发展可以追溯到 Shannon 在经典信息论研究中证明了噪声信道下可靠通信的可能性^[1]。然而，以内容为中心的基于数据驱动所发展起来的通信网络架构始终难以满足终端用户高质量的服务需求。特别是对于未来的通信网络发展来说，6G 新兴应用将会是以服务为中心，提供跨越物理现实与数字世界的实时、高效和智能超连接体验。现有的网络体系架构难以承受未来爆炸性增长的连接数、错综复杂的网络分层协议以及新型多样化的创新应用。大规模通信节点之间复杂的数据交互和协作将带来不容忽视的网络信令开销和复杂度增长，因此网络设计应向以“意图”为中心演进。融入人工智能技术，识别业务相关的关键信息，具有态势感知和背景知识的智能通信节点能够根据意图提取语义元素，其对应的语义传输相比传统比特传输具有更高的通信效率^{[2][3]}。

现代通信系统演进的基础理论主要建立在经典信息论之上，Shannon 认为通信过程中的语义部分与工程问题无关，因而回避了对信息中语义信息的讨论。这导致现代通信系统长期致力于源信号的传输与恢复，忽略了信号中包含的语义知识以及收发端对源信息的通信意图。为了应对未来数字化、智能化发展的需求，6G 网络演进亟需突破现有的理论架构体系，重新思考信息和通信的本质，带来全方位的技术变革。

2023 年 6 月，国际电信联盟无线通信部门（Radio Communication Division of the International Telecommunication Union, ITU-R）完成了 6G 纲领性文件《IMT 面向 2030 及未来发展的框架和总体目标建议书》，其中汇聚了全球 6G 愿景共识，

刻画了 6G 的典型场景及能力指标体系，为未来移动通信网络发展描绘了宏大蓝图。6G 在 5G 三大场景的基础上增强并拓展，包括沉浸式通信、超大规模连接、极高可靠低时延、人工智能与通信的融合、感知与通信的融合、泛在连接等 6G 场景。可以看出，未来 6G 将围绕智慧内生这一重要愿景为各类通信对象按需构建针对性的智能服务生态，通过原生智能、认知重塑等特性支撑网络，驱使网络协议结构趋向于极简，实现网络“由智生简、以简促智”的自演进、自优化、自平衡，未来 6G 将具备以下特点^[4]：

- (1) 多模态高效信息传输：当下数字多媒体业务迅猛发展，人们对视频图像音频的高质量体验需求日益增长，4K/8K 超清视频、超高像素图像、无损音频、虚拟现实等多媒体内容将大幅增加且其信源格式也将更多样化。6G 网络中人机物等现实通信对象与数字化世界交互需要协同多模态信息资源，进行高效传输处理，服务虚实结合新型需求。
- (2) 网络智能部署与重塑：6G 万物智联、泛在互联的特性将带来空前规模的网络连接数，其网络将呈现出高度复杂、动态变化、自主决策的特征。为了应对复杂多变的网络环境，6G 将不再以确定性的数学建模为基准构建网络，而是以动态的新型关系建模为基础构建具有自主学习和演进能力的智能部署与重构网络。
- (3) 智简网络形态：6G 网络服务对象规模大、网络智能节点之间需要复杂的多模态信息交互、信息流的高动态交换及高维信息空间的瞬时变化，使得传统的利用资源堆叠方式提升网络性能的方法会导致复杂度不可控地提高。6G 将向智慧内生、原生简约的无线通信网络方向演进，从信息通信的本质问题出发，重新建立一套机理分析、信息建模与网络优化的理论，以系统熵减为主要目标。

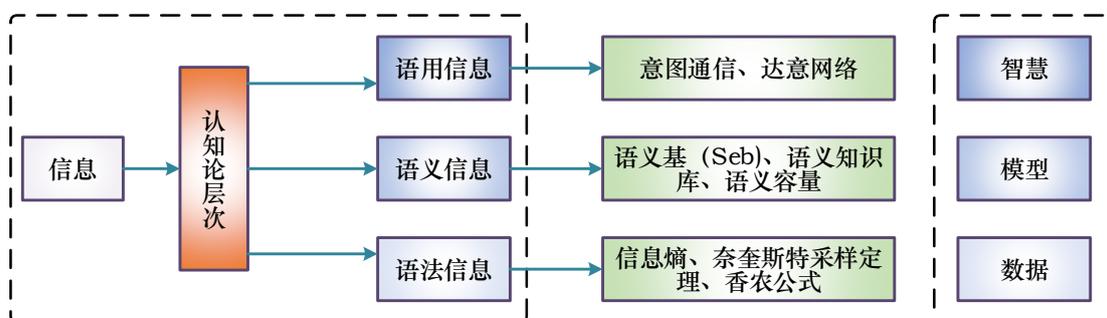


图 1 信息的三个层次

6G 不再仅面向数据内容提供单一的信号传输与恢复服务，而是原生支持信



息的语义识别、提取、分析、理解和推理等智能化功能。语义通信将成为 6G 实现智慧内生的重要技术基座，驱动通信网络从传统数据传输到智能达意通信的转变。如图 1 所示，信息通常包含语法、语义和语用三个层次，即信号如何准确地传输，传递的信号如何精确地表达期望的含义，传递的意义如何有效地影响期望的行为。与当下的语法通信不同，语义通信不再要求信息内容进行比特级的无差错传输，而是以信息含义在通信对象之间准确传递为目标，实现与人类沟通交流相仿的高效通信。通过结合人工智能等先进技术，语义通信可针对业务需求与环境，对信源的语义特征进行提取、理解及传输，同时在接收端保证基于语义的信源信息得到恢复。利用高效的准确的语义特征的准确提取与恢复算法，配合成熟的移动通信网络体系架构，语义通信将大幅压缩大带宽业务的带宽需求，显著提升通信效率，改善用户体验，促进行业应用发展。

随着通信网络中终端节点的智能算力水平的不断提升，基于语义通信的信息传输可以帮助智能体之间进行高效协作，进行基于意图的自主交互和灵活组网，为“达意网络”奠定基础。语义通信的内生智能机理，能够利用深度神经网络的多层结构和层次化抽象机制与信息处理的层次化机制共通，为从根本上解决通信网络中跨系统、跨协议、跨网络不兼容难互通问题提供新思路。语义通信将深度探究信息的本源，重塑通信系统核心，促进通信网络智能化演进。

2. 语义知识库的必要性

语义通信作为一种内生智能的新型类脑信息交互机制，其语义元素提取、识别、理解、传输和推理过程与人类间信息传输表达类似。在传统面向内容的通信中，信源符号将被预先设计的编码系统映射到比特码流中，其映射函数的确立基于经验性的设计与准确的数学模型。在语义通信中，信源将被基于人工智能算法的编码系统映射到基于语义基（Seb）的语义流中，其映射函数的确立基于数据与模型双驱动的神经网络体系。由于神经网络的抽象和不可描述等特性，使得语义通信在实现过程中仍存在着各种基础理论和工程应用问题。

语义通信的最小单元语义基仍需要更深层次的研究，区别于传统通信方式以信息比特流作为信号处理的基础，语义基存在着不确定性。一条确切的信息背后所包含的语义元素在不同的通信节点中可能会有不完全一致的理解。因此，亟需对语义基框架进行深层次研究，为多模态信息实现统一、通用的语义提取和识别基准。

语义通信的理论极限尚未明确，语义通信终端之间的背景知识空间越相似，

相互理解的概率将会越高，这时候彼此之间的语义通信效率则越高。因此，如何建立一个统一的标准以衡量标准语义通信链路的性能极限，如何面向通信意图建立指标体系，是未来语义通信发展的关键问题。

传统数据传输的通信网络架构向意图驱动的通信网络架构的转变，将带来一系列的技术革新与系统改变。目前，基于意图驱动的通信网络架构主要以人为中心而建立，神经网络作为载体帮助人们向网络传达意图。事实上，随着移动通信网络的发展，网络用户主体可能不再是人类，如何面向机器间通信意图建立新型网络架构，以语义通信为桥梁，实现人机物的高效互联，是未来网络演进的重要方向。

语义知识库是一种可为数据信息提供相关语义知识描述的、结构化的且具备记忆能力的知识网络模型。语义知识库可为语义通信中语义元素的提取、识别、传输、理解和推理过程提供全局知识背景和存储搜索服务，定义了高效搜索空间，规范了搜索路径，是语义通信的关键使能技术之一。

基于语义知识库对语义知识空间的存储、更新、检索等操作，语义知识空间中的语义基本元素描述能够为语义基框架研究提供理论基础。另外，语义知识库的流通与交互可作为意图通信网络架构的重要组成部分，其开放通用的特性能够为人机物高效互连网络建立统一的知识背景，提升交互效率。因此，语义知识库是语义通信的外挂和效率的加持器^[5]。

二、语义知识库发展现状

语义知识库的概念自提出以来一直在不断发展和完善。其早期工作主要基于计算机领域的知识图谱发展而来，以描述各实体概念及其相互关系为目标。近年来，随着语义通信重获关注，语义知识库呈现出新的发展契机。本章节首先将简要回顾计算机领域中传统语义知识库的模型构建、动态演进、以及多源协同机制的研究现状；接着，介绍近期非常流行的以大语言模型为代表的基础模型的研究现状；最后，分别针对语义传输中单智能体语义知识库与多智能体语义知识库，介绍其国内外研究进展。

1. 传统语义知识库研究现状

1.1 传统语义知识库动态演进研究现状

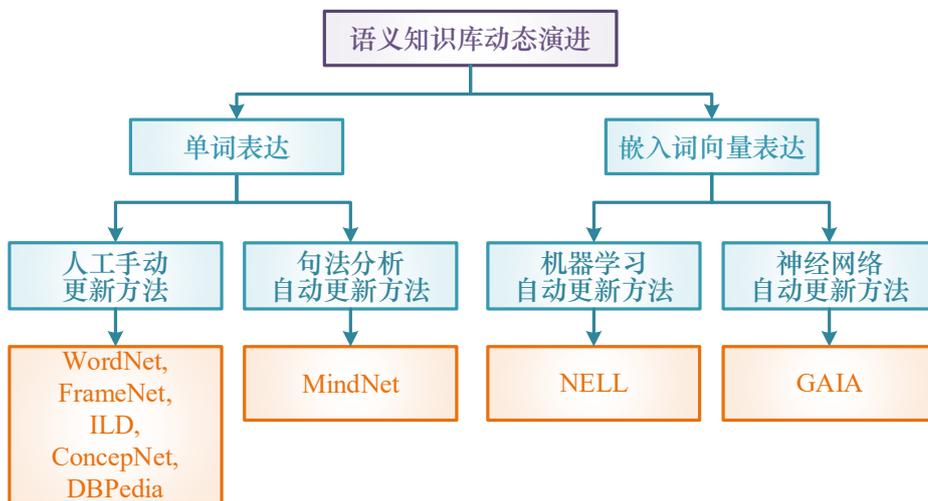


图 2 传统语义知识库动态演进研究现状示意图

传统语义知识库最常见的更新方法是依赖人工手动更新，使用这种更新方法的语义知识库包括最早的 WordNet^[10]、FrameNet^[11]和 ILD^[12]，以及包含丰富内容的 ConceptNet^[15]和 DBPedia^[16]。此类语义知识库的特点是以单词作为语义知识库的基本构成元素，以及使用预先设定的规则确定与更新单词间的关系结构。

由于人工更新语义知识库效率极低，自动化更新语义知识库的方法逐渐得到广泛发展。MindNet^[13]率先提出使用自动方法更新语义知识库，其通过找到单词在英文字典中的解释，并使用句法分析器分析这些解释中与已有语义知识库预先设定规则相关的关系结构和关联单词，极大地提高了更新效率。文献^[25]和文献^[26]进一步研究了单词语义层次的知识自动抽取及语义知识库更新方法。文献^[27]进一步解决了该类更新方法中知识检错和知识补全问题。DBPedia^[16]使用算法爬取

维基百科的结构化信息，并利用这些结构化信息更新语义知识库。然而，完全使用单词的表达方式虽然更新效率高，但是依赖于结构化数据，无法使用一般性非结构化数据直接更新语义知识库。

由于现代语义知识库广泛使用了 ConceptNet^[15]中实体和关系的概念，使用非结构化信息更新语义知识库的难点主要在于如何从非结构化信息中抽取相应的实体、关系等结构化信息，再使用这些结构化的信息更新语义知识库。嵌入词向量概念的提出^[29]，特别是可以使用不同嵌入词向量表达相应单词间关系模型（如 Word2vec^[28]）的提出，使得基于机器学习模型解决这个难点变得可能。例如，NELL^[17]设计了一种基于逻辑回归的形态分类器，完成了结构化信息的提取，进而实现了基于更广泛文本信息来源的语义知识库自动化更新。

深度神经网络的不断成熟进一步促进了自动化知识库更新方法的发展。具体而言，对于实体抽取，文献^[30]与文献^[24]分别基于循环神经网络和 Transformer 提出了面向文本的实体抽取方法。对于关系抽取，文献^[31]与文献^[32]基于抽取到的实体，分别利用循环神经网络和图卷积神经网络，提出了关系抽取方法。基于深度神经网络的更新方法除了很大程度上提升了实体和关系抽取质量之外，亦可利用其他模态数据源信息进行知识生成与知识库更新。例如，文献^[34]与文献^[33]基于卷积神经网络，提出了从图像中抽取知识并且更新知识库的方法，并且在 GAIA^[34]等知识库中进行了性能验证。

综上所述，嵌入词向量模型的提出以及深度学习的发展使得语义知识库实现了高质量自动化地更新。然而，当前方法仅能处理文本、图片等数据源信息，尚未考虑语义传输中交互信息的冗余以及受信道干扰与损失的情况，因而无法直接适用于语义通信中知识库的动态更新与智能演进。

1.2 传统语义知识库模型构建研究现状

传统语义知识库主要应用于计算机领域，如图 3 所示。最早的语义知识库可以追溯到 WordNet^[10]。WordNet^[10]的基本单元是同义词集合，即每个集合中的元素相互之间构成同义关系。WordNet 使用不同的关系构造语义知识库（包括上下位关系、反义关系、整体-部分关系等），并且基于这些关系构成了语义知识表征。随后 FrameNet^[11]引入了“框架”的概念，使得语义知识库可以更加灵活地表达更加复杂的语义关系。接下来，ILD^[12]语义知识库为词语引入了属性的概念，即为词语之间建立了“实体-用途”的关系，进一步丰富了语义知识库的表达。

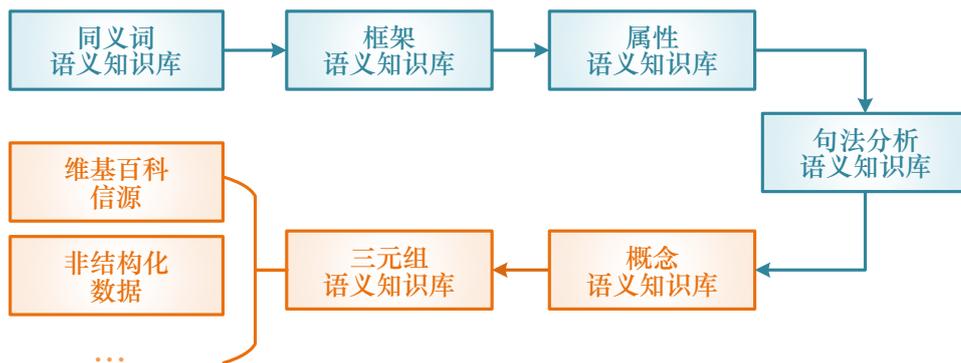


图 3 传统语义知识库模型示意图

由于手工建立语义知识库效率非常低，MindNet[13]首次使用句法分析器自动分析英语词典释义文本，从而构建语义知识库。HowNet[14]作为首个汉语语义知识库，以概念本身以及概念与概念之间所具有的关系为基本组成构建了语义知识库。ConceptNet[15]以实体、关系和属性三元组的形式进行语义知识库的构造，并以该构造形式完成了多代更新。DBpedia^[16]通过爬取维基百科数据来构造语义知识库，进一步丰富了语义知识的数据来源。NELL^[17]使用数据挖掘的方式从非结构化的数据中构建语义知识库，实现了基于更广泛文本信息来源的语义知识库自动化构造。

另一些工作通过引入图像、程序源码等其它模态数据源，进一步丰富了知识库的构建。文献^[18]将图像信息作为实体的一个额外特征，提出了一个新型大规模数据集，从而提升了知识库的表征学习能力。文献^[19]通过分析不同深度学习相关研究的文献及其对应的源代码，提出了一个融合文本、图像、程序源码等多种模态的知识库，以用于文献的挖掘与检索。文献^[20]利用文章中的文本信息提取实体及实体之间的关系，并且通过检测文章中的图像构造了图像子知识库，从而利用文本与图像之间的特征匹配关系，解决了图像配文问题。

语义知识库的构建涉及到典型场景的数据集构建、语义知识提取与建模。在计算机视觉领域，ImageNet^[21]与 COCO^[22]数据集的提出为物体检测与图像分割任务提供了大规模的标注数据，促进了该领域快速发展。卷积神经网络^[23]与 Transformer 网络^[24]为图像与自然语言等数据提供了强大的语义提取技术。

综上所述，基于文本与图像信息的语义知识库构建方法已得到了比较充分的发展，基于深度学习的语义知识提取方法也在常见的数据模态（如图片、视频、点云等）中得到了验证。然而，现有语义知识库仅可简单地描述各实体概念及其之间的相互关系，无法满足语义通信对信源、任务、信道等数据信息的多层级语义知识描述的需求。

1.3 传统语义知识库多源协同研究现状

为了实现多模态数据的高效融合，需要在传统知识图谱的基础上构建多模态语义知识库协同机制，重点需要解决以下两方面问题：一是如何处理不同模态间的语义隔阂，从而实现统一的语义表征；二是如何联合各模态的语义知识库进行协同更新。

在多模态数据的统一语义表征方面，现有研究主要采用注意力机制。文献^[35]使用多模态 Transformer 模型用于图片的文本生成，其中多模态 Transformer 依赖于注意力机制，使用深度编解码来同时获得每个模态的自注意力和跨模态的互注意力，从而实现不同模态的特征交互。文献^[36]在融合视频、语音信息生成文字表述任务中，使用多模态 Transformer 关注跨特定时间步骤的多模态序列之间的相互作用，使得特征流从一种模态适应到另一种模态。文献^[37]注意到不同模态间的语义具有多样性，建立了一种从低层级语义信息到高层级语义信息的对齐方法。

在多模态语义知识库协同更新方面，可以利用多模态图融合方法对不同模态知识库进行关系建立与更新，从而得到一个统一的融合知识图谱。图 4 归纳了现有的多模态图融合框架。图 4(a)所示为早期多模态图融合方法框架，代表性文献^[38]^[39]^[40]分别首先学习了单一模态的图模型，然后将其融合成统一的图矩阵。然

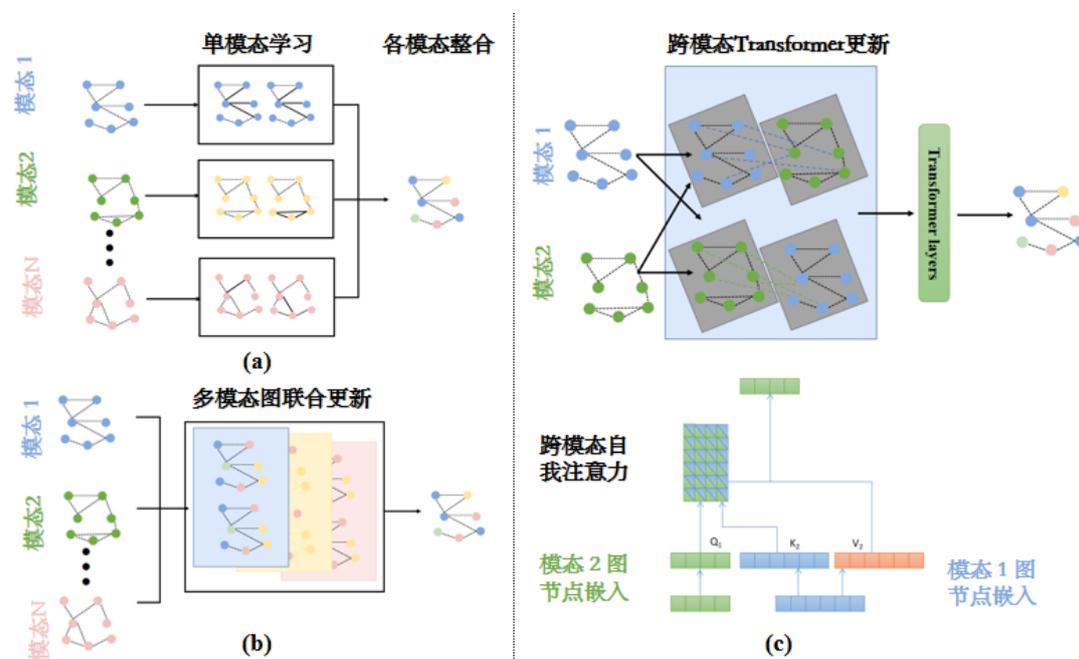


图 4 现有多模态图融合架构概述：(a)不同单模态组合架构，针对不同模态数据分别进行优化，然后整合。(b)一体化多模态架构，考虑了端到端模型中每个数据模态的归纳偏差。(c)基于 Transformer 的多模态图融合架构，采用每个模态的自我注意力和跨模态的互注意力实现不同模态的特征交互。

而，这样的融合方式在学习过程中没有实现不同模态的图交互，难以学习到统一的语义表征，图 4(b)所示框架试图解决该问题。具体而言，文献[41]提出了多模态动态标签传播算法，该算法基于一个模态构建了不同类型的相似图，并将其合并并在标签传播过程中使用。文献[42]提出了一种多模态图神经网络用于视觉问答任务，将图像表示为三种图结构并分析不同知识图谱之间的语义信息关联性，实现了语义信息融合。图 4(c)所示框架利用 Transformer 网络计算不同模态的图之间的共同注意力图，从而达到信息交互的目的。代表性文献^{[41][42]}在蛋白质交互预测和视觉问答任务中，通过使用该方法都达到了领域内领先结果。

在多模态知识图谱构建方面，IMGpedia^[43]是多模态知识图谱的先例，将语义知识图谱与多模态数据相结合，使用四种图像描述符进行基准测试，提供了一个高效语义查询平台。MMKG^[44]是一个包含所有实体的数字特征与(链接到)图像的多个知识图谱的集合，用于联合不同知识图谱间不同实体和图像，从而实现关系推理。但是，这些多模态图谱的构建过程没有借鉴最先进的多模态图融合方法，使得这些图谱表现出关系类型稀疏、关系数量少、以及分类不清晰等问题。

综上所述，基于文本与图像信息的多模态特征对齐与协同更新方法已得到了比较充分的发展。然而，现有技术主要以服务图像分类、图像生成、视觉问答等任务为目的，无法满足现实语义通信跨模态语义融合、跨任务语义理解、跨环境语义传输等需求。除此之外，尚未考虑实际语义传输中跨智能体的信息隐私保护、信息缺失和重叠等问题。

2. 基于基础模型的语义知识库

基础模型 (Foundation Models)，指的是基于深度神经网络和自监督学习技术，在大规模数据集上训练所得的 AI 模型。其能作为基础被适配 (例如通过微调) 到广泛的下游任务中^[45]。虽然深度神经网络和自监督学习已经存在多年，但最近以大语言模型 (LLMs) 为代表的基础模型取得了很大的成功^[46]。大语言模型的成功主要可归因于数据规模和模型规模的大幅度扩展。例如，像 ChatGPT 和 PaLM2 这样的高级大型语言模型，拥有数十亿参数，展现出在许多复杂实际任务中的巨大潜力，例如在对话、教育、代码生成和推荐系统等领域。

除了在自然语言处理领域，基础模型也被广泛应用于视觉和多模态数据。例如，预训练的视觉语言模型 (VL)，如 CLIP^[47]，已在不同的下游视觉任务中展示出令人期待的零样本性能，包括图像分类和物体检测。扩散模型，如 Stable-diffusion^[48]，通过利用网络上爬取的数十亿文本-图像对进行训练，取得了非常

强大的文生图能力。

基础模型可以通过少量样本进行更新，以适应特定任务，例如个性化应用程序。通常包含四种方式：1) 适配器调整 (Adapter Tuning) [49]：该方法在原始的大型语言模型 (LLM) 的每个层之后插入称为适配器模块的小型网络，并训练其中的少数参数。通过固定预训练模型参数并仅训练适配器模块参数，可以在保留预训练知识的同时降低计算成本。2) 前缀调整 (Prefix Tuning) [49]：这是一种参数高效微调方法，训练一组称为“前缀”的小型参数集，以修改预训练模型的输入。前缀优化特定任务的输入，相较于完整模型微调，需要的计算资源更少。3) 提示调整 (Prompt Tuning) [50]：该方法允许用户通过特定的提示来引导大型语言模型的行为，并使其输出与特定需求或目标对齐。通过精心设计和完善提示，可以提高生成的质量、相关性和准确性。4) 逐层相关性分析 (LoRA) [51]：该方法旨在通过向每个预训练模型层添加一个低秩矩阵并针对目标任务进行微调，实现透明和可解释的微调，同时保持原始预训练权重不变。

综上所述，基础模型，尤其是大语言模型，已经在很多领域取得重大的成功，可以作为一个强大的语义知识库支撑文本、视觉、多模态数据的理解 and 处理。然而，现有的大语言模型暂未考虑语义传输中数据受信道干扰与损失的情况，并且需要强大的计算能力和较长的处理响应时间，无法直接满足语义通信对语义知识库的需求。

3. 语义传输中语义知识库发展现状

语义传输中涉及到的智能体包括信源数据模态、信宿智能任务以及信道传输环境。下面将分别对语义传输中单智能体语义知识库与多智能体语义知识库发展现状进行介绍。

3.1 语义传输中单智能体语义知识库发展现状

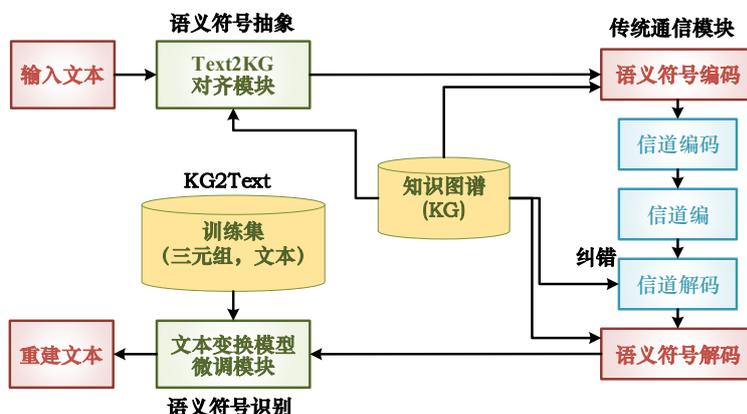


图 5 基于文本知识图谱构建语义知识库用于文本传输的原理示意图

目前面向端到端语义传输的知识库构建方法主要包括三类。第一类方法，**基于知识图谱构建语义知识库**。针对**语音传输**，文献^[52]提出基于知识图谱的多层级结构的语义知识库基础模型，以及包含语义表达和语义符号抽象两个步骤的语义知识库构建方法。数值结果表明基于该知识库的语义传输框架可在保证语义保真度的同时，降低带宽开销。针对**文本传输**，文献^[53]使用描述语义信息的三元组（包含头部实体、关系、尾部实体）构建语义知识图谱，并且将此作为收发端语义知识库用于指导文本传输中语义编解码过程（如图 5 所示）。文献^[54]基于文献^[53]所构建的语义知识库，提取文本信源中所包含的语义三元组集合，并且计算各三元组的语义重要性。基于此，根据信道状态的好坏，智能化地选择所发送的三元组集合以保证收发端信息的语义相似度。类似地，文献^[56]通过构造终端共享的知识图谱指导无线物联网通信中文本的传输。

第二类方法，**以带标签的训练数据集作为知识库**。当需要传输的数据信息与训练数据集的统计特性分布不同时，文献^[55]利用迁移学习中的领域自适应技术，降低了两类分布的差异性，并且动态地更新语义信道编解码方案。该方法的有效性在图像传输任务中得到了验证。

第三类方法，**深度学习模型提取的特征的统计特性作为语义知识库**。文献^[57]提出面向图像分类任务的语义传输系统。该系统首先利用带类别标签的图像数据集预训练一个图像分类网络，接着量化分类网络所提取的特征图与物体类别信息之间的相关性，并且以此特征图与类别相关性作为语义知识库。通过仅传输特征统计特性，大大降低了带宽开销。文献^[58]定义一组语义基向量为语义知识库，并且进行了语义编解码以及语义知识库构建端到端联合训练，实验结果显示其语义知识库可提高语义通信对语义噪声的鲁棒性。

第四类方法，**基于大语言模型（LLM）的语义知识库**。文献^[59]提出了一种基于预训练语言模型的语义重要性感知通信方案，基于量化的语义重要性，他们研究了语义重要性感知的功率分配问题。文献^[60]提出一个基于大模型的多模态语义通信框架，其基于多模态语言模型进行多模态对齐，并构建了一个个性化的大语言模型语义知识库，允许用户通过大语言模型进行个性化的语义提取或恢复。这有效地解决了语义歧义问题。此外，该方法采用基于条件生成对抗网络的信道估计方法来获取信道状态信息，这有效地缓解了衰落信道在语义通信中的影响。

综上所述，基于知识图谱、带标签的训练数据集、特征统计特性、大语言模型的语义知识库已被应用于端到端语义通信中，并取得了一定成果。然而现有研

研究工作对语义知识库的定义过于抽象和简化,对于不同的场景有着不同的知识库构建策略,尚未形成统一的方法论用于指导语义知识库的构建。另一方面,已有工作忽略了知识库语义空间大小与表征信息完整性的理论性质的研究。因此,面向典型场景的语义知识库基础理论、模型构建与动态演进问题亟需进一步深入研究与解决。

3.2 语义传输中多智能体语义知识库发展现状

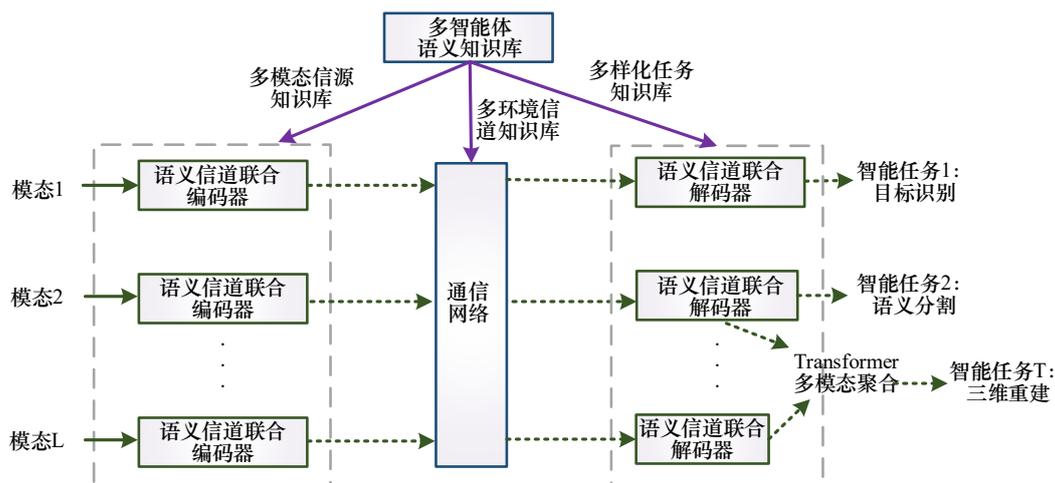


图 6 基于多智能体知识库的语义传输框架示意图

如图 6 所示,端到端语义传输呈现发送端数据信息多模态化、接收端任务需求多样化以及传输环境多变化等特性。针对发送端多模态信源,伦敦玛丽女王大学研究团队针对由文本与图像组成的多模态信源,提出了基于卷积神经网络与双向长短期记忆深度学习网络的多用户收发机制联合设计,仿真结果表明该机制对于信道的波动更具有鲁棒性^[61];南京邮电大学研究团队针对语音、视频以及触觉三种模态信源信息的传输,提出了云-边协作的通信框架,并且利用三种模态信息之间的关联性提出了信号恢复方法^[62]。

针对接收端多样化任务需求,文献^[63]在传输速率约束下,提出了一种比特分配方法以最小化一般性多任务失真函数,并且以联合服务语义分割、视差估计以及输入信号重建三类任务为例,对所提方法进行了仿真与性能分析;文献^[64]面向物体识别与语义分割的联合任务,提出了一种基于特征融合的信源信道联合编码方案;文献^[65]面向情感分析、视觉问答、图像获取、图像重建、以及文本重建五项任务,利用数据域调节以确定每个任务的特征,并且提出了一种一致性多任务语义通信框架以降低推断时延。

针对多变传输环境,现有信道环境知识库可分为特定于站点的数据库与特



定于位置信息的知识库两大类。具体而言，特定于站点的数据库旨在提供准确的物理环境地图信息，主要包括三维城市地图^[66]、无线电环境地图^{[67][68]}等。然而，该类设计需要运行复杂度较高的算法（如射线跟踪算法），对计算与存储资源开销非常大。为了降低计算与存储资源的花销，特定于位置信息的知识库不再保留发送端或者接收端相关信息，旨在提供与信道特性相关的知识描述（如信道增益、阴影、入射角等）。该类设计主要包括信道增益地图^[69]、信道路径地图^[70]、波束索引映射^[71]等。然而，该类设计主要局限在特定传输环境下信道知识的构建，对多变环境的自适应性以及泛化能力有待进一步研究与验证。

综合上述研究动态，现有研究工作已经在面向多模态信源与多任务需求等方面证明了语义传输相比传统语法传输的性能优势。然而，现有语义传输编解码方案直接依赖于训练数据集进行端到端训练而得，尚未利用多智能体语义知识库对多模态、多任务与多变传输环境的多层级语义知识描述作为技术支撑，以及未考虑智能体之间语义知识库的协同关联与个性化差异设计这一关键问题。

三、面向语义通信的语义知识库

1. 面向语义通信的知识库体系化设计

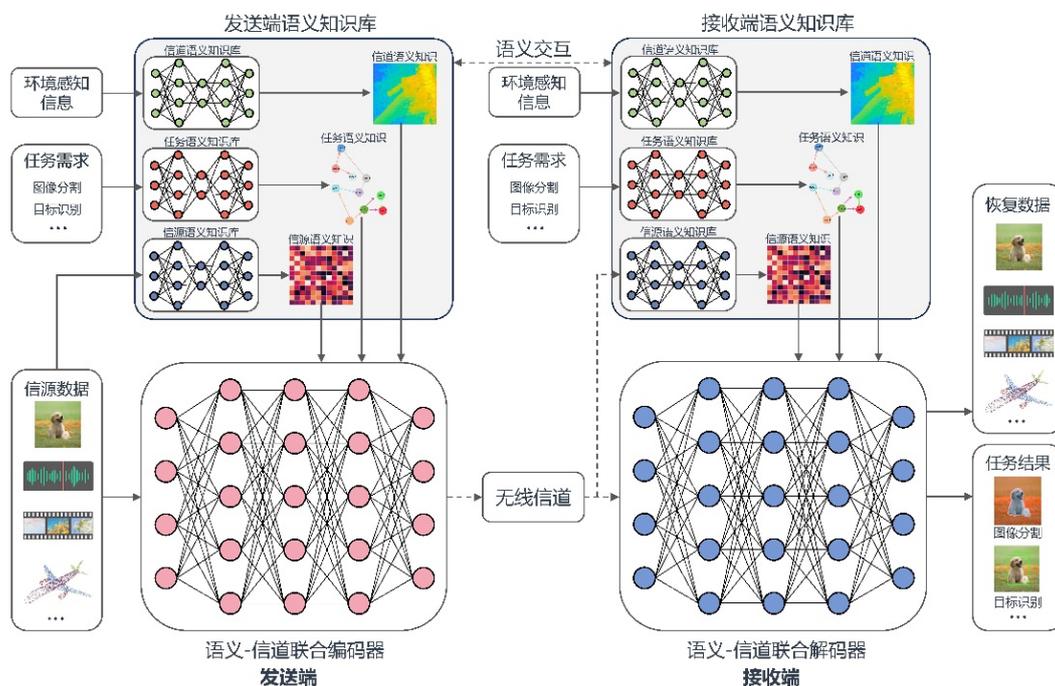


图 7 语义知识库使能的现代语义通信架构

传统语法通信中码本的设计仅考虑码字的位数以及码字间距以提高编码效率，脱离信源、信道、任务等数据信息的多层级语义知识描述，不具备结构化、可记忆能力，无法有效应用于语义通信。如图 7 所示，基于语义知识库进行语义信道联合编解码设计，实现语义信息的准确传递，是当前语义通信的研究热点。

语义知识库是一种可为数据信息提供相关语义知识描述的结构化、具备记忆能力的知识网络模型。面向语义通信的语义知识库可分为信源知识库、信道知识库、任务知识库，分别为信源数据（如文本、图片、视频等）、信道传输环境（如传输中障碍物位置与形状信息、智能反射面（Intelligent Reflecting Surface, IRS）位置信息与配置矩阵等）、任务需求（如图片分类、三维重建、语义分割等）提供多层级语义知识表征，从而支撑端到端语义通信的高效实现。

具体而言，在端到端语义通信中，发送端基于信源、信道、任务知识库，获取信源数据多层级语义知识描述、传输环境的信道语义估计、下游任务的语义需求，进行语义信道联合编码。接收端基于本地语义知识库，对接收到的信息进行知识检索与理解，完成语义信道联合解码，从而实现任务驱动的语义通信，而不是单纯传输语法信息。

2. 语义知识库性能衡量指标

针对语义知识库缺少完整的评价体系，难以全面地对语义知识库进行性能评价这一现状，我们提出了语义知识库性能指标评价体系。语义知识库的性能评价主要由两方面构成，分别为语义知识查询和语义知识库训练与更新。针对这两方面，我们分别设定如下评价指标：

- (1) 准确性：**准确性主要指语义知识库对于输入信息的查询结果与真实语义结果之间的相似度，是度量语义知识库性能的核心指标。语义查询的准确性程度极大的影响后续基于查询结果的语义通信正确性。我们考虑构建包含不同模态信源信息的标准化数据集，充分考虑不同的场景、任务需求，并设定语义查询的标准化流程。为后续语义知识库查询准确性的度量提供标准化的结构范式。
- (2) 时效性：**时效性主要指从语义知识库接收到输入信息到完成查询任务返回语义知识向量的延迟情况，是度量语义知识库推理性能的重要指标。由于通信任务尤其是大部分实时通信任务本身具有较为严格的时延要求，语义知识库查询部分的低延迟要求就显得更为重要。我们同样以标准化数据集和标准化查询流程为基础，提供语义查询的标准化延迟测量，构建时效性指标。
- (3) 稳定性：**语义知识库更新过程需要不断地进行知识扩充与纠正，稳定性则衡量了知识库是否能够进行稳定迭代，是语义知识库更新过程中的关键指标。基于标准化数据集，设计不同的训练时序，并且综合考虑不同场景、复杂度等因素，构建标准化的更新迭代步骤，在此过程中监测知识库的更新稳定性。据此可以为后续知识库的稳定性评估提供标准化的测试流程。
- (4) 收敛性：**收敛性主要是指知识库在训练阶段的收敛速度。由于知识库需要频繁地更新语义知识库，因此收敛性也是知识库的一项主要性能指标。我们基于标准化数据集，考虑信源、任务、信道等不同训练信息内容，度量从训练开始到知识库达到稳定收敛的时间延迟，确定语义知识库在不同输入下的收敛性评价指标。

3. 语义知识库面临关键挑战

现有面向语义通信的语义知识库相关研究仍然具有以下不足。

- (1) 语义知识库构建理论与方法匮乏：**目前基于知识图谱、带标签的训练数

据集、特征统计特性所构建的语义知识库已被初步应用于端到端语义通信中。然而，现有工作对语义知识库的定义与建模仅针对特定传输场景，尚未形成统一的方法论以指导语义通信中知识库的构建。另一方面，已有工作尚未对知识库所表征的语义空间大小、表征信息完整性等相关理论性质进行研究与分析，缺乏对语义通信的理论指导。

- (2) **语义传输中语义知识库动态演进机理不明确：**现有相关工作主要面向文本与图片信息设计知识库更新方法，尚未考虑语义通信中信源、信道、任务等数据源信息。除此之外，由于语义传输中交互信息通常冗余且易受信道噪声与干扰的影响，如何面向冗余且有损交互信息进行知识提取与知识库更新尚未得到解决。
- (3) **语义传输中多智能体语义知识库协同机制不清晰：**现有相关工作主要融合文本、图像等信息，服务于图像分类、视觉问答等任务，无法满足语义通信对跨模态语义融合、跨环境语义传输、跨任务语义理解等需求。除此之外，尚未考虑语义传输中跨智能体的信息缺失、重叠、隐私保护等。因此，语义传输中多智能体知识库协同更新问题亟待解决。

四、语义知识库使能的现代语义通信关键技术

1. 语义知识库使能的信源-信道联合编解码

1.1 信源信道联合编码

在通信领域，如何以尽可能小的开销实现准确的信息传输一直是一个关键问题。目前，解决这一问题的最普遍方法是首先对采用信源编码对信源进行压缩，然后使用信道编码为经过压缩的信源添加冗余以增强其抗干扰性能。然而香农证明这种将信源编码和信道编码分离的方法只在码长趋向于无穷大和编码复杂度趋向于无穷大时才能实现最佳性能。信源-信道联合编码（即将信源编码和信道编码融合）可以很好地同时完成压缩与抗干扰，但如何提出实际有效的方案一直是一道难题。

近年来，基于深度学习的信源-信道联合编码方案在实现高效可靠通信方面显现出巨大潜力。在这种被称为“深度信源-信道联合编码”方案中，发送方使用基于深度神经网络构建的信源-信道联合编码器来同时完成两个关键任务：1) 智能地将消息压缩到仅保留其基本语义的程度；2) 准确地识别并保护关键语义信息。随后，发送方将语义信息传输给接收方。接着，接收方采用基于深度神经网络构建的信源-信道联合解码器，仅依赖于接收到的语义信息就能准确地还原消息，即使在语义信息存在部分损失的情况下也能够实现可靠的信息恢复。

基于深度学习的信源-信道联合编码器和解码器需要经过大量的训练才能学会满足要求的编、解码策略。这种训练还需要有大量的数据支撑。然而，在无线通信领域，无论是训练时间还是训练数据都是非常稀缺的资源，阻碍了深度信源-信道联合编码的推广。

为了解决这个问题，利用语义知识库驱动的深度信源-信道联合编码设计在近年被提出并受到了广泛关注。在这种设计中，语义知识库是一种可为数据信息提供相关语义知识描述的结构化的、具备记忆能力的知识网络模型，定义了编解码方案搜索空间，规范了搜索路径，能够有效加速信源信道-联合编、解码器的训练，并减少训练对数据的依赖，是深度信源-信道联合编码的外挂和效率加持器。

1.2 系统架构

下面概述以端到端语义通信为例子，简述语义知识库使能的深度信源-信道联合编码的系统架构。

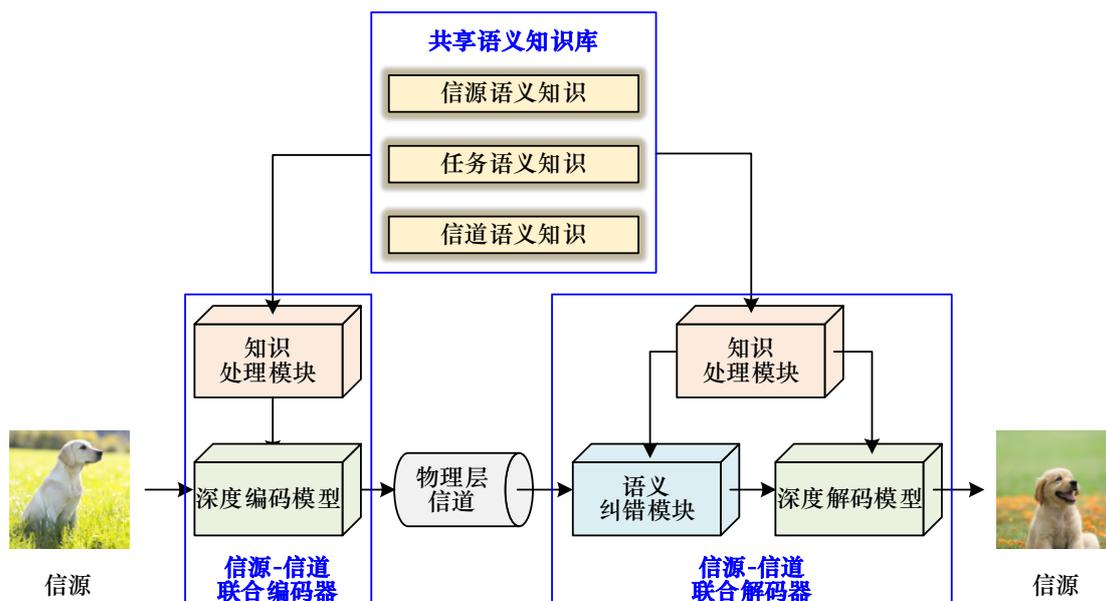


图 8 语义知识库使能的信源-信道联合编码框架

如图 8 所示，典型的语义知识库使能的端到端深度信源-信道联合编码主要包含五个组件：信源、物理层信道、收发端共享的语义知识库、发送端的信源-信道联合编码器、接收端的信源-信道联合解码器。下面展开描述这五个组件。

- (1) 信源。不同于传统通信中力求收发端信源完全一致，语义通信的收发端信源仅需保持语义一致，其表现方式完全取决于通信需求。在人与人的通信中，发送端的信源和接收端的信源在人类理解层面的语义保持一致即可。在人机通信时，发送端的信源可被人类所理解，但是接收端的信源可以以抽象的、机器友好的方式表示。在机器间通信中，收发端的信源均以抽象的、机器友好的方式表示，无需一致性，只需满足机器任务需求即可。
- (2) 物理层信道。与语法通信一致，一般指无线信道。
- (3) 共享语义知识库。一般而言，语义知识库如第三章 1 节所述，涵盖三种语义知识：信源语义知识、任务语义知识和信道语义知识。信源知识可以基于知识图谱、带标签的训练数据集或由深度学习模型提取的特征向量构建。它在语义域描述信源的特征，为发送端从信源中抽取语义以及接收端由语义恢复信源提供指导。任务知识以任务的角度出发进一步描述信源，为面向语义传输任务提供支持。比如，对于面向图像分类任务的语义传输，任务知识从图像分类任务的角度出发进一步描述图片。信道知识描述了收发端之间信道的统计特征甚至是信道增益地图、信道路径地图、波束索引映射等更加详尽的信道信息。

- (4) 信源-信道联合编码器。信源-信道联合编码器一般由深度神经网络构成，该网络不限于特定的模型。信源编码和信道编码任务既可以由两个联合训练的网络分别执行，也可以由一个网络执行。为了更好地将来自共享语义知识库的知识融合进信源-信道联合编码中，还可以引入额外的知识处理模块，该模块同样也可以基于深度神经网络构建。
- (5) 信源-信道联合解码器。信源-信道联合解码器执行的操作与信源-信道联合编码器相反，其通常也由深度神经网络构成，无需与信源-信道联合编码器的网络一一对应。与编码器类似，解码器可以包括一个基于深度神经网络构建的知识处理模块。此外，为了能够让语义传输更加具有鲁棒性，信源-信道联合解码器还可以包括一个语义纠错模块。

下面以图 8 为例，概述语义知识库驱动的深度信源-信道联合编码框架下一次图片传输的流程。假设共享语义知识库托管在一个具备信道嗅探能力的边缘服务器上。同时假设通信场景为人与人通信、通信任务为“传输一张画有狗的图片”。发送端先向边缘服务器汇报信源模态（即图片）和传输任务，以获取相应的信源和信道知识。此外，它还收到了描述信道状态的信道知识。接着，发送端将这些知识与一张画有狗的图片一并输入到一个深度编码模型中执行信源-信道联合编码，获得了语义码。然后，发送端通过物理层信道将语义码发送给接收端。接收端收到语义码的同时，也收到来自边缘服务器的信源、任务和信道知识，这些知识与发送端获取的知识一致。随后，接收端将知识馈入至语义纠错模块和深度解码模型中。最后，接收端只需要将收到的语义码依次通过语义纠错模块和深度解码模型即可获得一张画有狗的图片。从语法层面，该图片与发送端发送的图片不一定一致（即狗的品种、大小和颜色不一样）。然而在语义层面，两张图片的语义一致且满足通信任务需求（即两张图片都刻画了狗）。

2. 语义知识库驱动的跨协议语义通信

2.1 语义通信协议

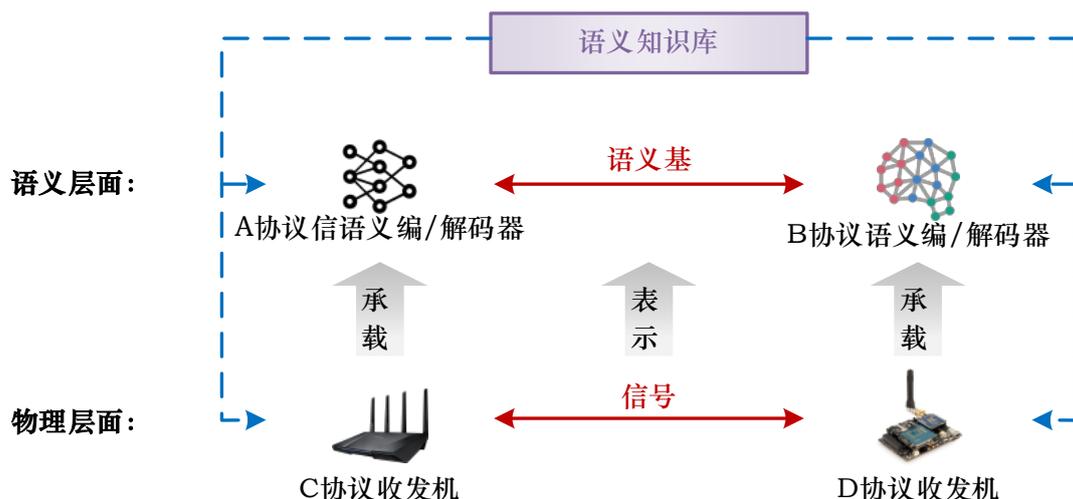


图 9 语义知识库驱动的跨协议语义通信框架

通信系统内各设备需遵守预定的规范和标准传输和处理信息，这些规范和标准即为“协议”。为满足不同通信需求而设计的协议往往互不兼容（即异构）。

语义通信协议的发展仍处于萌芽阶段。如图 9 所示，当前学界和业界的设计普遍将语义通信协议栈粗略地划分为两个层面：语义层和物理层。语义层的协议规范语义基的表征和传输方法等。尽管目前相关设计工作尚未开展，但可预见为满足多样的语义通信需求，未来将出现多种异构的语义层协议。

物理层承载了语义层的业务，该层的协议主要规范携带语义基的信号的发送和接收。目前物理层的实现通常采用传统语法通信收发硬件，或者采用与人工智能深度结合的智简收发硬件。当物理层面采用语法通信收发硬件实现时，其协议将继承如 WiFi、ZigBee、LTE、蓝牙等异构的语法通信协议，从而对带宽、功率等与信号表达和感知有关的参数有严格的规范。当物理层面由智简收发硬件实现时，协议的规范通常较为灵活，往往为特定的语义通信需求量身定制。由于语义通信的需求相较于传统语法通信更加多样，不同协议的异构性更加明显。

2.2 跨协议语义通信

6G 具备多种复杂多样的通信场景和业务需求，海量采用异构协议的智能体互联将是常态。在这一背景下，提高协议异构智能体之间的通信效率变得尤为关键。

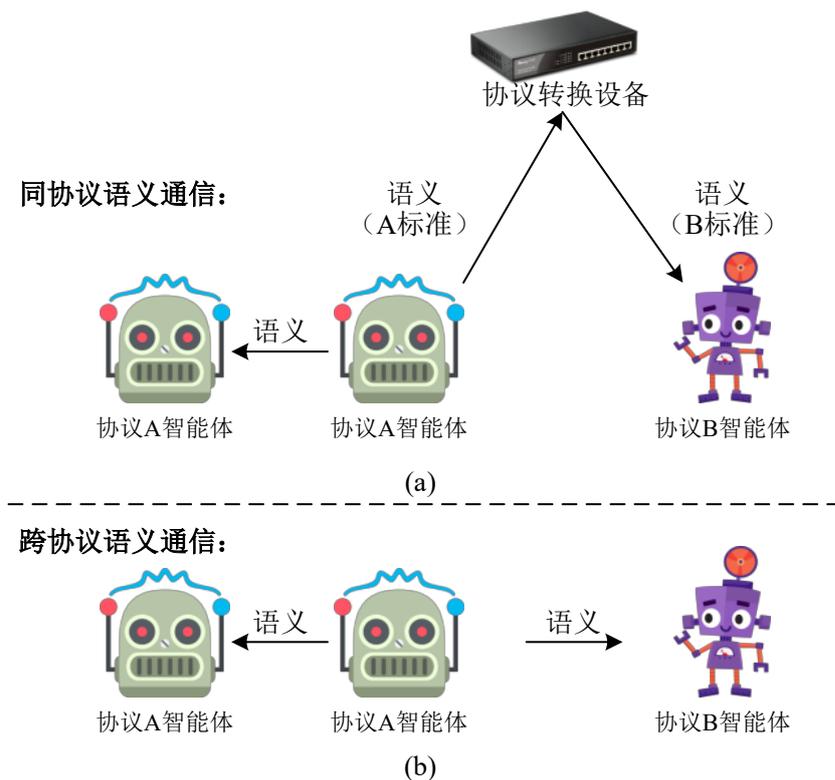


图 10 (a)同协议语义通信；(b)跨协议语义通信

尽管现有语义通信技术能够有效提高通信效率和可靠性、实现智能化的信息交互、为智能体互联提供支撑，但出于以下原因，其难以满足协议异构智能体之间高效互联的需求。当前的语义通信技术为同协议语义通信，仅允许采用同种协议的智能体互传语义。如图 10 (a) 所示，要实现协议异构的智能体互联，必须引入额外的协议转换设备，导致计算和部署开销高昂。

跨协议语义通信将成为实现协议异构的智能体高效互联的关键技术之一。这项技术源自语法通信领域的跨协议通信 (cross-technology communication) 技术，其主要目标是使协议异构的智能体能够直接传递语义信息，而无需对已有的硬件和编解码算法进行修改，如图 10 (b) 所示。

跨协议语义通信的实现面临诸多挑战。首先，在语义层的异构协议对语义基的表征规范具有很大的差异，协议异构智能体需要学会弥合此差异才可以完成语义层面的沟通。其次，在物理层的异构协议对信号的规范具有很大差异，而这些差异会干扰信号的传输和接收。因此，协议异构的智能体需要找到合适的编解码策略以应对这些干扰。再者，在跨协议通信时，智能体已有的语义层和物理层模块不能被改变，否则影响同协议通信。

语义知识库在应对跨协议语义通信的挑战时起到至关重要的作用。首先，语

义知识库可以涵盖关于各协议对语义基和信号的表征规范，并分发至执行跨协议语义通信的异构智能体中，以帮助智能体训练。其次，语义知识库可以涵盖额外的编解码组件作为插件拓展而非修改智能体已有的语义层和物理层模块。

语义知识库可以部署在边缘服务器中。如图 9 所示，协议异构智能体在每一次新建连接前从知识库中获取相应的知识即可，通信的过程无需语义知识库参与。跨协议语义通信还可根据图 9 被分为语义层跨协议语义通信和物理层跨协议语义通信。下面将详述这两种跨协议语义通信的传输。

2.3 语义知识库驱动的语义层跨协议语义传输

图 11 展示了语义知识库驱动的语义层跨协议传输框架。与同协议语义通信相同，收发双方仍然搭载信源信道联合编解码器，以确保信源与语义基的准确转换。与同协议语义通信不同，编解码器依照不同的协议标准构造。此外，参与通信的其中一方额外增加一个语义基转换模块，在语义层协议知识库的驱动下执行语义基的协议转换。

根据语义转换模块部署的位置，语义层跨协议语义传输方法可分为发送端协议转换和接收端协议转换。下面以发送方采用协议 A 而接收方采用协议 B 的情景为例，分别描述采用这两种方法实现协议 A 到协议 B 的语义传输的流程。

发送端协议转换。如图 11 (a) 所示，发送方首先使用自身的信源信道联合编解码器对信源消息进行编码，以生成符合协议 A 规范的语义基。随后，发送方从语义层协议知识库中获取协议 B 的语义基表征规范并输入至语义基转换模块中。接着，发送方使用语义基转换模块将符合 A 协议规范的语义基转换为符合协议 B 规范的语义基。最后，发送方将转换后的语义基发送给接收方，后者仅需按照协议 B 的要求执行信源信道联合解码即可重构信源消息。

接收端协议转换。如图 11 (b) 所示，发送方使用自身的信源信道联合编解码器对信源消息进行编码生成符合协议 A 规范的语义基，并直接发送给接收方。接收方首先从语义层协议知识库获取协议 A 的语义基表征规范并输入至语义基转换模块中。然后，它采用语义基转换模块将语义基转换为协议 B 所要求的形式。接下来，它仅需按照协议 B 的要求执行信源信道联合解码即可重构信源消息。

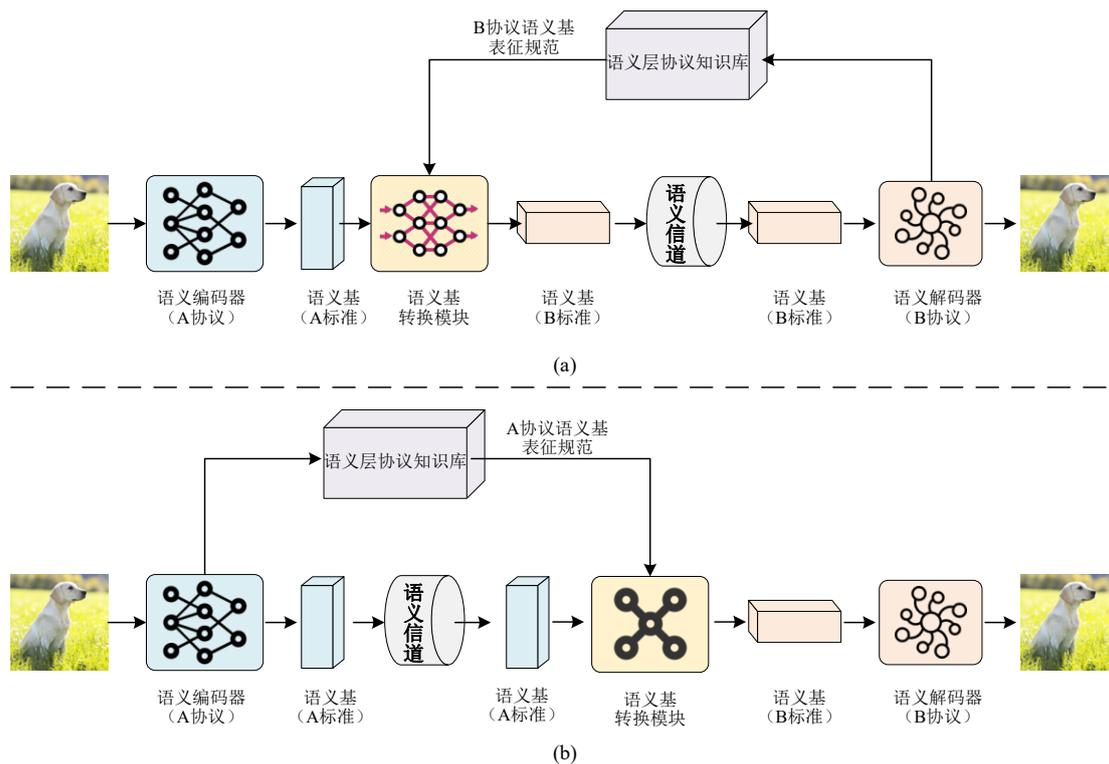


图 11 语义知识库驱动的语义层跨协议语义通信：（a）发送端语义转换；
（b）接收端语义转换

2.4 语义知识库驱动的物理层跨协议语义传输

物理层跨协议通信技术在语法通信领域已被深入研究。这种技术在不改变物理层收发链路的情况下，仅通过额外编码或解码等手段，即可使比特在协议异构设备间直接传输。最具影响力的信号模拟技术^[72]于 2017 年由明尼苏达大学的 Tian He 团队提出，将原有跨协议通信速率提升上万倍。此技术最先关注 WiFi 对 ZigBee 的传输，后续被推广至更为广泛的跨协议场景，侧面展现了跨协议通信的普适性。比如，此方法在 2017 年被推广至蓝牙对 ZigBee 的传输^[73]；在 2019 年被推广至 LTE 对蓝牙的传输^[74]；在 2020 年被推广至蓝牙对 LoRa 的传输^[75]；在 2020 至 2021 年被推广至 WiFi 对蓝牙的传输^{[76]-[78]}；在 2022 年被推广至 WiFi 对 LoRa 的传输^[79]。此外，在 2018 年至 2022 年间，多种跨协议信号检测技术被提出^{[80]-[83]}，实现跨协议通信算法对发送者透明。然而，跨协议通信的实际通信速率和准确性不高。比如在^[72]中，双方仅间隔 2 米即可令帧接受率降低至 50% 左右。造成此问题的根本原因是协议异构节点的链路在信号产生、信号感知、算法和硬件标准等方面存在差异。自 2018 年至 2022 年，有少量工作尝试以增加传输时间开销^[84]或者无线电器件复杂度^{[85]-[86]}为代价解决此问题，但收效甚微。

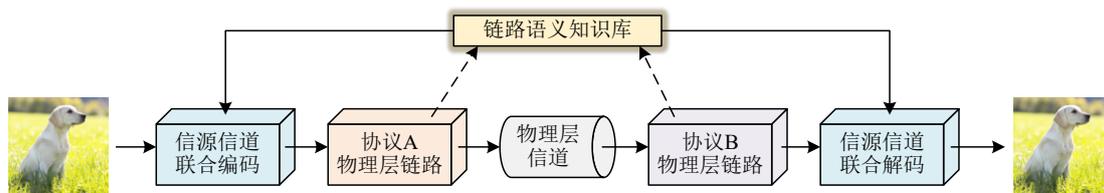


图 12 语义知识库驱动的物理层跨协议语义通信框架

物理层跨协议语义通信是解决上述问题的关键技术之一。其主要思想是利用信源信道联合编码，将信源压缩至只剩语义并加强语义在通过不兼容的收发链路以及恶劣的物理层信道传输时的鲁棒性，从而同时提高物理层跨协议通信的效率和可靠性。如图 12 所示，物理层跨协议语义通信通常由链路语义知识库驱动，而收发双方的物理层链路特性被归纳为语义知识。此举可以有效帮助信源信道联合编码器快速学会协议异构链路在信号产生、信号感知、算法和硬件标准等方面所存在的差异，从而实现物理层跨协议语义高效准确直传。

3. 语义知识库的边缘缓存与部署机制

3.1 语义知识库的边缘缓存与更新策略

传统网络缓存机制设计的主要目的是实现用户就近获取关注的内容文件，评价其缓存方案性能的指标包括文件获取时延、文件缓存命中率等。在语义通信场景中，语义知识库的缓存与部署主要为收发端建立语境、语义关联，进而实现语义信息的准确接收，提高语义通信效率。围绕上述研究领域，目前已有科研院所、高校开展了针对性的研究工作。例如，北京邮电大学团队率先研究了缓存使能的语义知识库构建工作，如图 13 所示，提出了两种语义知识库缓存策略，有效提升了语义信息恢复的准确性^[87]。尽管如此，相关领域研究依然处于起步阶段。

值得关注的是在语义知识库部署缓存策略方面，云边端各级网络节点的语义知识库存在明显差异。其中，网络中心节点或者网络中心云服务器应缓存整个网络内的公共语义知识信息，当网络边缘节点或者终端节点在语义通信过程中发生知识库不匹配的时候，可以请求中心节点或者云服务器进行语义知识的补充对齐。在靠近网络边缘侧，受设备节点的计算能力与存储能力限制，应该缓存与边缘节点或者终端节点历史行为（如习惯、背景等）密切相关的语义知识或者语义任务属性明确的本地化语义知识，例如在工业场景等语义任务属性集中或者语境知识信息聚焦的区域缓存专有的语义知识（工业生产背景知识、工业环境信道统计状况）等。

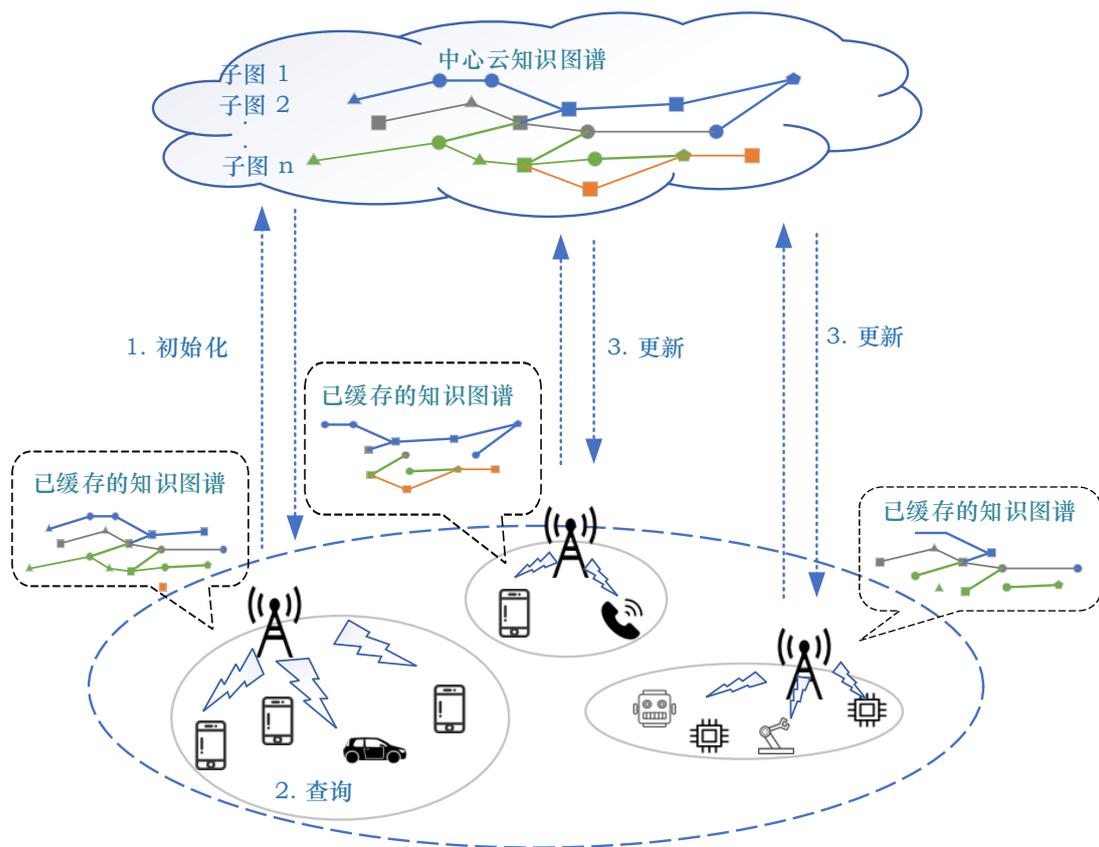


图 13 语义知识库边缘缓存网络框架

在语义知识库缓存更新策略方面，云边端各级节点的语义知识库更新频率同样存在差异。网络中心节点或者中心云服务器缓存的公共语义知识库依赖于对网络内长周期、全要素语义知识的积累与学习，其特点是适用范围更加广泛，语义知识兼容性更强，因此其所需更新的频率相对较低。其对应的更新策略一方面可以通过融合边缘节点语义知识库弥补未知的结构化知识，例如采用增量更新策略，传输边缘侧节点知识库更新部分数据，而不是传输边缘节点整个知识库。该策略适用于数据变化量相对较小的场景。另一方面可以通过从中心节点已有的语义知识库推演新的结构化知识，从而预测语义知识库中缺失的隐含知识，不断完善语义知识库的完整性，扩展知识覆盖面。此处语义知识推演是指语义的演绎推理，目的是从语义知识库中进一步挖掘、发现隐含的实体间关系或属性，这不仅可以有效提高已有知识库的性能，同样可以丰富、扩展已有知识的规模。相反，在更靠近语义通信用户的网络边缘侧，由于用户语义任务需求的变化差异，其语义知识库更新的频率相对更高，因此需要研究适用于边缘侧的语义知识库的动态缓存与更新策略。在边缘侧语义知识库缓存策略方面，一种有效的方式是建立个性化语义知识库的预测性缓存机制。通过对边缘侧语义用户历史数据查询、用户行为

进行分析建模，提前预判未来所需要的语境以及语义知识并在边缘侧进行提前缓存，可以最大程度地减少语义知识不匹配的现象。在边缘侧语义知识库更新策略方面，可以采用的更新策略包括基于时间的过期策略、LRU（Least Recently Used，最近最少使用）策略以及 LFU（Least Frequently Used，最不经常使用）策略。其中时间过期策略是一种简单的缓存更新策略，其根据语义知识库数据的存活时间来判断是否过期。当访问缓存的语义知识数据时，将检查相关数据的时间戳，将超过了设定的过期时间的数据标记为过期，下次访问时需要重新获取最新数据。这种更新策略适用于对语义知识库有高时效性需求的场景，可以通过设置合适的过期时间来平衡语义知识的新鲜度和缓存开销。当边缘侧节点存储空间不足时，可以采用 LRU 最近最少使用策略，优先移除语义知识库最久未被访问的知识数据。该策略认为最近被访问的数据同样有最大可能在未来被访问，因此选择保留最近的语义知识以提高缓存的命中率。LRU 策略可以通过维护一个访问顺序链表或使用特定的数据结构（如双向链表和哈希表）来实现。当缓存空间不足时，还可以采用 LFU 最不经常使用更新策略，该策略通过根据数据的访问频率来判断是否移除缓存数据，将优先移除访问计数最低的数据。这种策略假设访问频率较高的数据在未来仍然会被频繁访问，因此保留访问频率较高的语义知识可以提高缓存的命中率。上述知识库更新策略需要根据具体的语义通信场景和语义任务要求进行有针对性的选择，并进行性能测试和评估，以确保缓存或者更新策略的有效性和性能最佳。由于在语义知识缓存系统部署初期，边缘服务器内并无本地语义库，语义通信中知识库的积累需要花费大量时间。为了减少前期语义匹配的时延，提高语义通信可靠性，可以在部署新边缘节点后对节点服务器进行语义库生成，即从中心云端服务器中获取预先缓存的用户所需语义知识库。边缘知识库向中心云请求子图并将其存储。

3.2 语义知识库缓存安全

语义知识库缓存部署过程中还面临安全性问题。网络节点知识缓存过程中可能遭受非法人员的恶意攻击，例如在以知识图谱构建的语义知识库中，攻击者通过注入攻击的方式向知识图谱中注入恶意数据或指令来破坏语义知识库的可靠性，严重威胁了语义通信的安全性。具体来说，攻击者可以通过以下方式对语义知识图谱进行恶意操作：

- (1) 虚假实体和关系注入：攻击者可能向知识图谱中添加虚假的实体、关系或属性，以扭曲数据的真实性。这种注入攻击可能导致数据的不准确性

和误导性，影响系统对于语义信息的正确理解和推理。

- (2) 删除关键实体关系：攻击者可能删除知识图谱中的关键实体关系，从而破坏整个知识图谱的完整性和连通性。这种攻击可能导致系统无法正确识别实体之间的关系，影响语义通信的准确性和可靠性。
- (3) 修改实体和关系属性：攻击者可能修改知识图谱中的实体属性、关系类型或关系属性，以改变数据的含义或误导用户。这种攻击可能导致数据的歪曲和误解，影响系统对于语义信息的正确解释和应用。

这些恶意操作可能导致语义知识库的数据污染、信息误导或系统崩溃。特别是在面向语义安全任务，例如工业生产过程中针对机器对象的语义通信过程中，被攻击的知识库可能导致恢复接收到的语义任务指令发生偏差，从而引发决策安全问题。对于知识图谱的更新和维护过程需要严格的安全控制和监测，以防止潜在的安全漏洞或攻击行为。然而，如何保障语义通信过程中知识库的缓存安全依然是一个开放性的问题。需要进一步研究和探索安全技术和机制，如数据验证、完整性检查、权限控制和审计等，以确保知识库缓存的安全可靠性。

4. 语义知识感知的通信-计算资源联合管理

4.1 面向语义通信的通信-计算资源联合编排

传统通信资源管理方案大都通过提升单位资源利用效率（如频谱效率、能量效率）来改善比特传输通信性能。相比于语法通信，语义通信更加关注语义信息的传输而非单纯的符号传输，现有资源管理方法难以对差异化语义通信任务传输需求进行针对性设计，无法将有限的通信资源分配给具有更重要性的语义信息，因此需要将通信资源管理与语义内容传输相结合，建立面向语义通信场景的资源管理理论与方法。由于语法通信中基于比特传输的性能指标无法直接用于衡量语义通信性能与资源编排方案，因此首先需要建立适用于语义通信任务资源管理的性能度量指标。围绕该问题，已有研究工作针对文本语义传输任务定义了语义传输速率以及语义频谱效率，并通过联合优化信道资源分配以及语义符号传输数目以最大化语义频谱效率^[88]。类似地，Liu^[89]等人研究提出了语义任务发送成功概率，并设计了频谱带宽、用户关联、压缩比例联合优化方法以最大化语义通信任务。尽管如此，目前围绕语义通信资源优化性能度量未能取得统一的共识与结论。除了传统通信资源范畴外，在基于深度学习的语义通信范式中，神经网络模型将作为一种新的资源形式赋能语义通信。如何评价不同神经网络的效能是一个新的

研究课题。一般情况下，在满足语义通信性能需求的前提下，应优先选择较小参数量的神经网络模型而非大参数量神经网络模型，充分挖掘模型的潜力。为此，需要建立考虑模型因素的资源优化度量标准，例如建立 AI-QoS 以及 AI-QoE 以评价模型提供的语义通信服务质量以及体验质量。其中 AI-QoS 用于机器类的语义通信任务，例如分类，识别等，将分类识别准确性与模型参数量比值建模为 AI-QoS 的数学模型。AI-QoE 则用于用户体验类语义通信任务，数学模型可以建模为与用户体验以及模型参数量相关的函数。

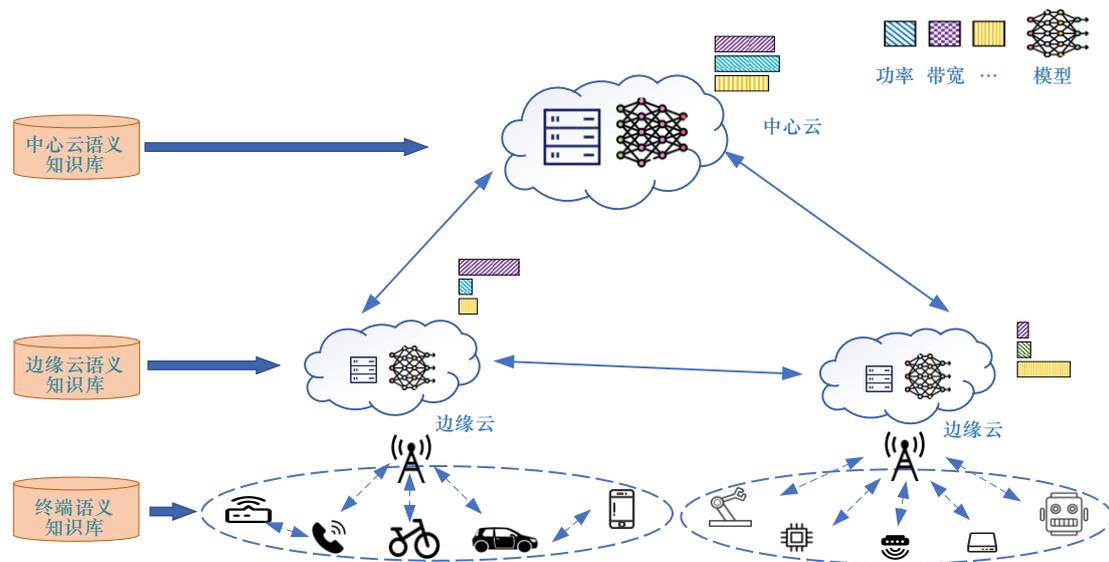


图 14 语义知识感知的通信-计算资源联合管理

相比语法通信，语义通信需要通信链路收发端具有相同或者相似的知识背景。相同的知识背景有助于收发端进行语境同步，进而实现语义信息的准确提取与恢复。语义知识是影响通信资源调度管理的关键因素，如图 14 所示。在收发端语义知识库相同或者匹配的情况下，语义数据可以借助语义背景知识进行深度压缩，待传输语义数据量可以极大降低，有助于减少所需要的通信资源。同时可以根据不同重要性的语义信息有针对性地分配通信资源，提升语义通信的可靠性。例如，Xia^[90]等人研究了在知识完美匹配情况下与非完美匹配情况对用户关联与频谱带宽资源分配的影响。结果表明，在收发端知识背景高度匹配的情况下，通过通信资源的优化接收端可以更加准确恢复出原始语义信息。在语义知识库存在差异的情况或者极端情况下，收发端语义知识库完全不匹配，基于发送端语义背景知识提取发送的信息在接收端面临无法恢复的困境，通信资源配置将在此时失去作用。

相比于基于知识图谱形式的语义知识库，神经网络模型可以被视为一种隐性



的知识库，提供背景知识能力。通过在语义通信链路收发侧部署相同数据集上训练的神经网络模型，可以快速实现语义背景知识的匹配，有助于端到端语义信息的提取与恢复。一般来讲，神经模型参数规模越大，受到的语义数据训练越多，其包含的语义知识表示更丰富。在面向语义通信的云边端网络架构中，中心云由于具备充足的算力与存储资源，其可以部署更大的神经网络模型。然而，在网络的边缘侧或者终端侧，受限于算力与存储资源的限制，如何部署适应语义通信不同语境并匹配节点算力存储约束的神经网络模型资源成为新的挑战。一种可行的方法是对大模型进行压缩，其中包括对模型进行知识蒸馏、量化、剪枝等一系列操作。Geoffrey Hinton 等人提出的知识蒸馏方法以学生-教师的模式进行训练，小模型作为学生，大模型作为教师。通过让小模型去拟合大模型，让小模型学到与大模型相似的函数映射。使其保持其快速的计算速度前提下，同时拥有复杂模型的性能，达到模型压缩的目的。模型蒸馏的关键在于监督特征的设计，例如使用 Soft Target（软标签）所提供的类间相似性作为依据，或使用大模型的中间层特征图或注意力图作为暗示，对小模型进行训练。轻量级模型架构的核心是在尽量保持精度的前提下，从体积和速度两方面对网络进行轻量化改造。经典的轻量级网络包括 MobileNet、ShuffleNet、RepVGG 等。由 Google 提出的 MobileNet 是专用于移动和嵌入式视觉应用的卷积神经网络。它是基于一个流线型的架构，使用深度可分离的卷积来构建轻量级的深层神经网络。通过引入两个简单的全局超参数，MobileNet 在延迟度和准确度之间有效地进行平衡。模型量化指将神经网络的浮点算法转换为定点算法。量化是指将信号的连续取值近似为有限多个离散值的过程，可理解成一种信息压缩的方法。常规精度一般使用 FP32（32 位浮点，单精度）存储模型权重；低精度则表示 FP16（半精度浮点），INT8（8 位的定点整数）等等数值格式。模型量化的目标是：更小的模型尺寸、更低的运算功耗、更低的运存占用、更快的计算速度和持平的推理精度。深度学习模型中一般存在着大量冗余的参数，将权重矩阵中相对“不重要”的权值剔除，可达到降低计算资源消耗和提高实时性的效果，而对应的技术则被称为模型剪枝。模型剪枝一般包含三步过程：首先通过正常的网络训练学习连通性；第二步是修剪低权重连接。权重低于阈值的所有连接都将从网络中删除-将密集网络转换为稀疏网络。最后一步重新训练网络，以学习剩余稀疏连接的最终权重。上述模型压缩方法可为面向语义通信的模型资源自适应分发管理提供技术手段。

为了实现语义模型的跨层快速传播，同时需要进一步研究通信链路承载能力

智能感知方法，形成一套自适应模型选择与分发策略。基于移动边缘网络和语义通信技术，充分利用网络的跨层通信资源和语义模型的可扩展性，提升网络语义模型性能并降低模型传输时延，实现高可靠高效模型传输。利用云边端协同机制智能感知多层各链路通信承载能力，自适应选择模型切片和网络剪枝粒度，选择最优模型压缩与无线通信资源调度管理方案，提升语义模型传输的有效精度。在此基础上，面向不同语义通信任务，需要建立通信-计算资源的联合优化框架以进一步提升语义通信资源利用效率，因此需要建模语义信息关于通信、计算等资源的统一表征方法，设计异质资源多层次动态重构编排框架与优化策略，实现信道接入、功率控制、模型等通信-计算资源要素的联合分配。与此同时，需要进一步考虑语法通信用户与语义通信用户共存场景，设计保障语法用户与语义用户整体通信服务体验需求的通信-计算资源协同管理机制。

五、典型应用案例

1. 多层次特征传输实例

语义知识库可以在信源、信道、任务方面提供准确描述的、结构化的且可更新可修改的知识网络，为语义通信的各类智能业务需求（如图像识别、分类、三维重构、语义分割等）按需提供多层次语义知识表征索引，定义高效的知识搜索空间，规范了搜索路径，支撑语义通信的高效运作和能力更新。

在语义知识库使能的语义通信中，发送端可以从信源、信道以及任务知识库中获取符合需求的知识背景，分别得到信源的多层级语义表征、无线信道环境参数模型与状态预测、业务语义需求与意图，进而执行适应性的语义信源信道联合编码处理。另一方面，接收端基于与发送端共有的语义知识库或本地知识库，对接收到的信息进行知识检索与推理，通过语义信源信道联合解码，从而实现特定意图的语义通信。与传统通信系统根据信道环境调整信源信道编码方式不同，基于语义知识库的多层级语义表征能够为通信业务定制化联合信源语义表征和信道语义估计方法，面向任务最优化编解码过程。

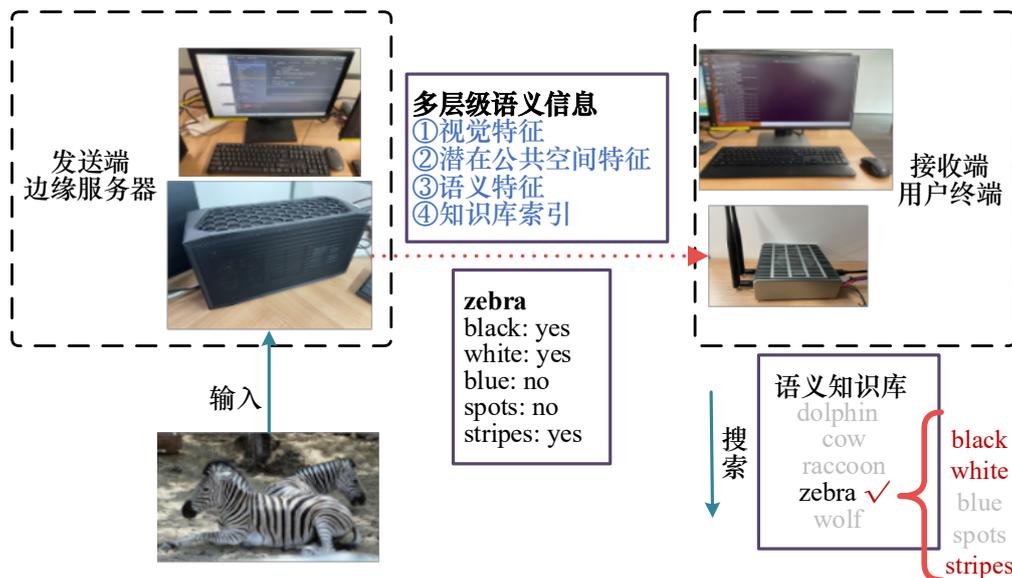


图 15 多层次语义传输验证系统

如图 15 所示，为了验证基于语义知识库的多层级语义通信的可行性，项目组利用两台非同等算力的设备作为语义发送端和接收端，其中高算力设备可视为边缘服务器，低算力设备可视为用户终端，以模拟实际的语义通信业务场景。为不失一般性，以基于语义通信的图像识别业务为例，发送端基于语义知识库对图片信源进行多层次语义特征表达并进行适应性的编码传输，接收端基于同等的语

义知识库对接收信息进行知识检索与语义特征解码，最终在接收端完成对信源图像主体的准确识别，从而验证了语义知识库的通信效率增益。

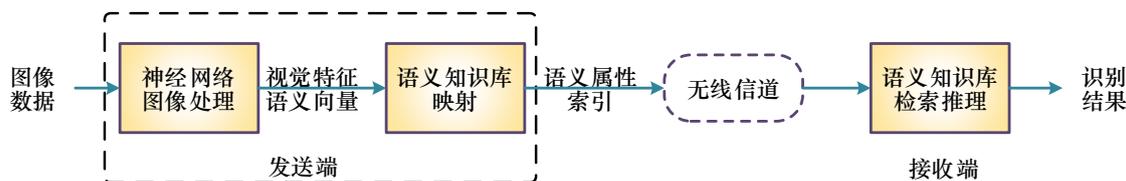


图 16 基于语义知识库的多层级传输

最终实验结果表明，基于语义知识库使能的语义通信在图像识别业务中，对比传统语义通信传输像素级视觉特征向量的方法，能够有效节约通信资源，降低约 90% 传输带宽占用，即在同等传输环境下，传输时延有望降低 10 倍以上。证明了语义知识库对于语义通信的高效实现具有重大意义，结合人工智能多层级抽象信息处理架构，语义知识库能够为语义通信提供强力支撑，进一步提高效率。

2. 信道语义知识库应用实例

基于大模型可以构建信道知识库，为语义通信系统提供信道知识，协助端到端的通信优化。信道知识库可以是一个自适应通信场景的、融合传统信道模型与海量数据的深度学习模型。从广义上讲，信道知识库基于对特定通信场景的数字化建模，通过频谱测量、视觉信息捕获、环境语义分割，提取与通信场景相关的电磁频谱信息，结合射线追踪、信道模型、通信模型、网络模型、通信场景模型，生成可以被通信系统直接利用的通信环境知识、波束知识、信道演进知识、资源分配知识，以支撑通信优化。其中，环境知识与波束知识可以帮助终端通过少量的无线信道测量来获知其地理位置与环境信息，并基于终端与信道知识库的交互，协助预判信道状态，优化通信资源分配，减少通信系统的信令开销。

信道知识库的一个简单实例是无线电地图。无线电地图刻画每一个地理空间位置上的平均信号强度，该信号强度可以是针对一个特定基站的特定波束的平均接收信号强度。每一个波束的信号强度在空间中的分布，都可以被刻画成一张波束地图。针对不同基站的不同波束的波束地图，可以组成一个无线电地图数据库。通过融合大量的无线电地图数据，可以进一步生成具有一定推理能力的，能协助预判信道状态和优化通信资源的信道知识库。

作为信道知识库的基本元素，无线电地图的构造涉及稀疏数据采样、信道建模、数据插值等经典方法。在此之上，信道知识库的生成涉及视觉与点云三维重建、环境语义、虚拟空间等多种技术的融合。



点云与视觉融合的信道知识库：无线电的传播受环境的影响，环境物体的时空位置、几何形状、物料材质都会影响无线电的传播路径与衰减。传统基于射线追踪的信道建模方式需要获得精确的三维地图以及地图中各物体的相关电磁传播系数。然而，这些信息难以实时精确地被获取。随着传感器与深度学习技术的发展，通过视觉、点云、雷达、无线电监测，可以捕获多维度、多尺度、多模态的环境数据，通过对这些环境数据的深度融合，可以提取传播环境的几何信息、电磁场的空间传播系数、环境散射物的电磁系数等关键信息，从而针对具体的无线通信链路分析信道空、时、频特征以及多普勒特征。具体而言，通过视觉和点云技术，可以实现对环境的三维重建，通过深度射线追踪方法，可以基于所重建的三维环境生成信道的空时频信息，并进一步计算通信资源分配策略。

环境语义融合的信道知识库：对于传统的缺乏多模态数据的场景，单一模态的电磁频谱测量数据同样蕴含大量的通信环境信息。得益于通信网络的发展，无线接入点获得大量部署，而环境中也存在密集的无线移动终端。基于接入点与无线移动通信终端之间的大量的信道测量数据，可以推断并构建通信环境的几何特征与电磁特征，从而构造信道知识库。例如，若无线链路中存在严重遮挡，则链路衰减明显强于同等传播距离上的其它链路；而若在被遮挡链路外存在绕射时，则通信链路的综合衰减相应减少。基于这些物理性质，可以仅仅基于大量的带有位置标签的无线电测量，重构一个虚拟的几何环境，用不同位置、不同形状、代表不同电磁系数的虚拟障碍物来等效电磁传播环境，从而实现信道知识库的构造。其中，不同类型的虚拟障碍物代表了环境的信道语义信息。基于虚拟障碍物的信道知识库构建，可以方便对信道知识库模型进行拆分，比如基于地理空间进行拆分，使得大量节点、移动终端可以以较低的通信与计算开销，参与信道知识库的局部构建与应用。

虚拟空间融合的信道知识库：在现有通信网络中，带位置标签的数据通常难以获得。除了现有定位技术的精度受非直视条件的严重影响以外，移动用户的位置隐私要求，也是获取带位置标签数据的一个严重挑战。实际上，通过整合通信网中用户上传的海量的不带位置标签的信道测量数据，依然可以构造信道知识库，辅助信道预测与通信资源管理。具体而言，信道知识库可以分析并记录海量信道测量数据的时空演进特征，从而进行信道状态演进推理，以较小的测量与交互开销，推断高维度的信道状态演进。一个可行的实现方案如下图所示。通过序列的信道稀疏测量数据，结合运动模型与信道历史数据，分析移动终端的虚拟运

动轨迹，该虚拟运动轨迹与移动终端的真实运动轨迹具有相同的几何拓扑结构，但可以具有不同的地理坐标。基于虚拟运动轨迹、运动模型与信道数据库，信道知识库可以进一步推断全面的、高维度的信道状态，从而大大降低信道测量的开销，快速计算通信资源分配策略。

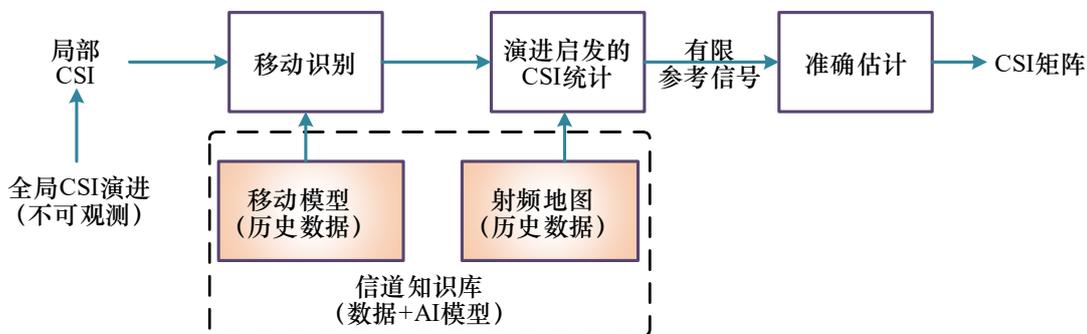


图 17 融合运动模型与历史信道数据的信道知识库构建实例

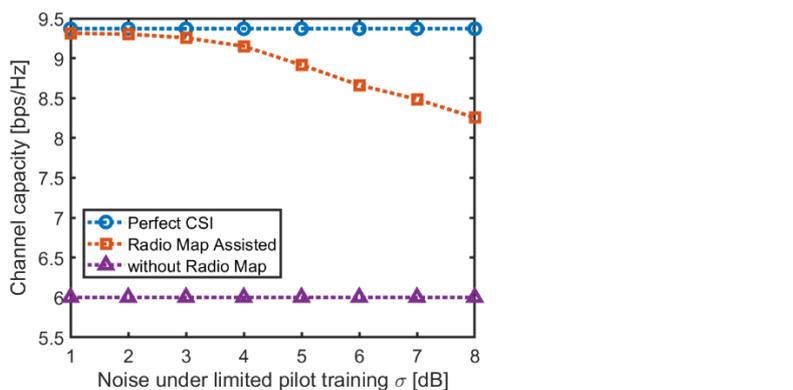


图 18 信道知识库辅助的信道估计与通信优化：利用信道知识库可以显著提升信道估计的效率

六、未来发展展望

语义知识库使能的语义通信已成为面向 6G 的关键技术之一，本白皮书对语义知识库的定义、功能、关键技术和应用实例进行了深入探讨，为未来语义通信的发展提供参考。语义知识库和语义通信的研究目前仍处于起步阶段，在理论基础、关键技术、业务应用等方面都有诸多的科学问题亟待解决。

在核心理论方面，目前语义知识库和语义通信的研究主要基于经验，或基于数据驱动的 AI 方法，虽然可以取得很好的性能，但在可解释性、性能极限揭示方面有诸多不足。因此，发展面向语义知识库和语义通信的信息通信理论迫在眉睫。

在关键技术方面，由于信道环境和网络业务的动态性，语义通信的高效实施，需要保证不同通信节点语义知识库的实时更新和动态同步。因此，需要探索基于新的机器学习方法（如联邦学习等）的更新策略，并探索如何在知识库不同步情况下的鲁棒语义通信。

在业务应用方面，元宇宙、智慧交通、工业物联网都可能是语义知识库和语义通信的重要应用场景。因此，需要在通用的语义知识库基础上，针对对应场景，通过模型微调，训练适用于特定场景的语义知识库。如何建立适用于不同场景的数据集也是促进语义知识库发展的关键。

综上所述，语义知识库和语义通信在 6G 网络的实际应用，仍有大量的工作需要进行，也需要不同领域不同学科，学术界和工业界的共同努力。

参考文献

- [1] Shannon C E .A Mathematical Theory of Communication[J].Bell System Technical Journal, 1948, 27(4).
- [2] Zhang P, Xu W, Gao H, et al. Toward Wisdom-Evolutionary and Primitive-Concise 6G: A New Paradigm of Semantic Communication Networks[J]. Engineering, 2021, 8(6).
- [3] IMT-2030(6G)推进组. 语义通信及语义认知网络架构研究[M], 2023.
- [4] 中关村泛联移动通信技术创新应用研究院, 北京邮电大学. 智简通信系统及关键技术白皮书[M], 2023.
- [5] 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.
- [6] 中国信通院 IMT-2030 (6G) 推进组. 6G 总体愿景与潜在关键技术白皮书[J]. 2021.
- [7] Shannon E C, Weaver W. The mathematical theory of communication[J]. The University of Illinois Press, 1949.
- [8] Matti L, Kari L, Federico C, Andrea M. Key drivers and research challenges for 6G ubiquitous wireless intelligence[J]. 2020.
- [9] FG-NET-2030. A blueprint of technology, applications and market drivers towards the year 2030 and beyond[J]. White Paper, 2019. [Online]. Available: https://www.itu.int/en/ITU-T/focusgroups/net2030/Documents/White_Paper.pdf.
- [10] Miller G A. WordNet: A lexical database for English[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 39-41.
- [11] Baker C F, Fillmore C J, Lowe J B. The berkeley framenet project[C]//COLING 1998 Volume 1: The 17th International Conference on Computational Linguistics. 1998.
- [12] Kruyt J G. The integrated language database of 8th-21st-century Dutch[C]//International Conference on Language Resources and Evaluation. 2004.
- [13] Richardson S D, Dolan W B, Vanderwende L. MindNet: Acquiring and structuring semantic information from text[C]//COLING 1998 Volume 2: The 17th International Conference on Computational Linguistics. 1998.
- [14] Dong Z, Dong Q. HowNet-a hybrid language and knowledge resource[C]//International Conference on Natural Language Processing and Knowledge Engineering. IEEE, 2003: 820-824.
- [15] Liu H, Singh P. ConceptNet-a practical commonsense reasoning tool-kit[J]. BT technology Journal, 2004, 22(4): 211-226.
- [16] Auer S, Bizer C, Kobilarov G, Lehmann J, Cyganiak R, Lves Z. Dbpedia: A nucleus for a web of open data[M]//The Semantic Web. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007: 722-735.
- [17] Mitchell T, Fredkin E. Never-ending language learning[C]//IEEE International Conference on Big Data (Big Data). IEEE, 2014: 1-1.



- [18] Mousselly-Sergieh H, Botschen T, Gurevych I, Roth S. A multimodal translation-based approach for knowledge graph representation learning[C]//Joint Conference on Lexical and Computational Semantics. ACL, 2018: 225-234.
- [19] Kannan A V, Fradkin D, Akrotirianakis I, Kulahcioglu T, Canedo A, Roy A, Yu S Y, Arnav M, Faruque M A A. Multimodal knowledge graph for deep learning papers and code[C]//ACM International Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2020: 3417-3420.
- [20] Zhao W, Hu Y, Wang H, Wu X, Luo J. Boosting entity-aware image captioning with multimodal knowledge graph[J]. arXiv preprint arXiv:2107.11970, 2021.
- [21] Deng J, Dong W, Socher R, Li L, Li K, Li F. Imagenet: A large-scale hierarchical image database[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2009: 248-255.
- [22] Lin T Y, Maire M, Belongie S, Hays J, Perona P, Ramanan D, Dollár P, Zitnick C L. Microsoft coco: Common objects in context[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 740-755.
- [23] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [24] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, Kaiser L, Polosukhin I. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30.
- [25] 文亮, 李娟, 刘智颖, 晋耀红. 基于概念层次网络的知识表示与本体建模[J]. 中文信息学报, 2018, 32(4): 66-73.
- [26] 李豫, 周光有. 基于层次化语义框架的知识库属性映射方法[J]. 中文信息学报, 2022, 36(2): 49-57.
- [27] 王赫楠, 杨昕悦, 孙艳秋. 知识图谱关系检错和知识补全方法研究[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(7): 1534-1539.
- [28] Mikolov T, Sutskever I, Chen K, Corrado G S, Dean J. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 26.
- [29] Bengio Y, Ducharme R, Vincent P, Jauvin C. A neural probabilistic language model[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 13.
- [30] Cho K, Van Merriënboer B, Gulcehre C, Bahdanau D, Bougares F, Schwenk H, Bengio Y. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv preprint arXiv:1406.1078, 2014.
- [31] Socher R, Huval B, Manning C D, Ng A Y. Semantic compositionality through recursive matrix-vector spaces[C]//Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. ACL, 2012: 1201-1211.
- [32] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J].

- arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [33] 邓莉琼, 张贵新, 郝向宁. 基于知识图谱的图像语义分析技术及应用研究[J]. *Computer Science and Application*, 2018, 8: 1364.
- [34] Pezeshkpour P, Chen L, Singh S. Embedding multimodal relational data for knowledge base completion[C]//Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. ACL, 2018: 3208-3218.
- [35] Yu J, Li J, Yu Z, Huang Q. Multimodal transformer with multi-view visual representation for image captioning[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 30(12): 4467-4480.
- [36] Tsai Y, Bai S, Liang P, Kolter J Z, Morency L, Salakhutdinov R. Multimodal transformer for unaligned multimodal language sequences[C]//Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. NIH Public Access, 2019, 2019: 6558.
- [37] Chen H, Ding G, Liu X, Lin Z, J. Liu J, Han J. Imram: Iterative matching with recurrent attention memory for cross-modal image-text retrieval[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2020: 12655-12663.
- [38] Wang H, Yang Y, Liu B. GMC: Graph-based multiview clustering[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2019, 32(6): 1116-1129.
- [39] Hamzaoui A, Joly A, Boujemaa N. Multi-source shared nearest neighbours for multi-modal image clustering[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2011, 51(2): 479-503.
- [40] Nie F, Cai G, Li J, Li X. Auto-weighted multi-view learning for image clustering and semi-supervised classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 27(3): 1501-1511.
- [41] Li Y, Lu H. On multi-modal fusion learning in constraint propagation[J]. *Information Sciences*, 2018, 462:204-217.
- [42] Gao D, Li K, Wang R, Shan S, Chen X. Multi-modal graph neural network for joint reasoning on vision and scene text[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2020:12746-12756.
- [43] Ferrada S, Bustos B, Hogan A. IMGpedia: A linked dataset with content-based analysis of Wikimedia images[C]//International Semantic Web Conference. Springer, Cham, 2017: 84-93.
- [44] Liu Y, Li H, Garcia A, Niepert M, Onoro-Rubio D, Rosenblum D S. MMKG: Multi-modal knowledge graphs[C]//European Semantic Web Conference. Springer, Cham, 2019: 459-474.
- [45] Bommasani R, Hudson DA, Adeli E, Altman R, Arora S, von Arx S, Bernstein MS, Bohg J, Bosselut A, Brunskill E, Brynjolfsson E. On the opportunities and risks of foundation models [J]. arXiv preprint arXiv:2108.07258.
- [46] Zhao WX, Zhou K, Li J, Tang T, Wang X, Hou Y, Min Y, Zhang B, Zhang J, Dong Z, Du Y. A survey of large language models [J]. arXiv preprint arXiv:2303.18223.
- [47] Radford A, Kim JW, Hallacy C, Ramesh A, Goh G, Agarwal S, Sastry G, Askell A, Mishkin P, Clark J, Krueger G. Learning transferable visual models from natural language supervision



- [C]//International Conference on Machine Learning, 2021: 8748-8763.
- [48] Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, Esser P, Ommer B. High-resolution image synthesis with latent diffusion models [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 10684-10695.
- [49] Ruder S, Pfeiffer J, Vulić I. Modular and Parameter-Efficient Fine-Tuning for NLP Models [C]//Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2022: 23-29.
- [50] Lester B, Al-Rfou R, Constant N. The power of scale for parameter-efficient prompt tuning [J]. arXiv preprint arXiv:2104.08691.
- [51] Hu EJ, Shen Y, Wallis P, Allen-Zhu Z, Li Y, Wang S, Wang L, Chen W. Lora: Low-rank adaptation of large language models [J]. arXiv preprint arXiv:2106.09685.
- [52] Shi G, Gao D, Song X, Chai J, Yang M, Xie X, Li L, Li X. A new communication paradigm: From bit accuracy to semantic fidelity[J]. arXiv preprint arXiv:2101.12649, 2021.
- [53] Zhou F, Li Y, Zhang X, Wu Q, Lei X, Hu R Q. Cognitive semantic communication systems driven by knowledge graph[J]. arXiv preprint arXiv:2202.11958, 2022.
- [54] Jiang S, Liu Y, Zhang Y, Luo P, Cao K, Xiong J, Zhao H, Wei J. Reliable semantic communication system enabled by knowledge graph[J]. Entropy, 2022, 24(6): 846.
- [55] Zhang H, Shao S, Tao M, Bi X, Letaief K B. Deep learning-enabled semantic communication systems with task-unaware transmitter and dynamic data[J]. arXiv preprint arXiv:2205.00271, 2022.
- [56] Yang W, Liew Z Q, Lim W Y B, Xiong Z, Niyato D, Chi X, Cao X, Letaief K B. Semantic communication meets edge intelligence[J]. arXiv preprint arXiv:2202.06471, 2022.
- [57] Yang Y, Guo C, Liu F, Liu C, Sun L, Sun Q, Chen J. Semantic communications with AI tasks[J]. arXiv preprint arXiv:2109.14170, 2021.
- [58] Hu Q, Zhang G, Qin Z, Cai Y, Yu G, Li G Y. Robust semantic communications against semantic noise[J]. arXiv preprint arXiv:2202.03338, 2022.
- [59] Guo S, Wang Y, Li S, Saeed N. Semantic importance-aware communications using pre-trained language models [J]. IEEE Communications Letters. 2023
- [60] Jiang F, Peng Y, Dong L, Wang K, Yang K, Pan C, You X. Large AI Model Empowered Multimodal Semantic Communications. arXiv preprint arXiv:2309.01249.
- [61] Xie H, Qin Z, Li G Y. Task-oriented multi-user semantic communications for VQA[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(3): 553-557.
- [62] Wei X, Shi Y, Zhou L. Haptic signal reconstruction for cross-modal communications[J]. IEEE Transactions on Multimedia (Early Access), 2021.
- [63] Alvar S R, Bajić I V. Bit allocation for multi-task collaborative intelligence[C]//International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2020: 4342-4346.
- [64] Wang M, Zhang Z, Li J, Ma M, Fan X. Deep joint source-channel coding for multi-task network[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1973-1977.

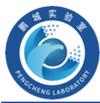
- [65] Zhang G, Hu Q, Qin Z, Cai Y, Yu G. A unified multi-task semantic communication system with domain adaptation[J]. arXiv preprint arXiv:2206.00254, 2022.
- [66] Esrafilian O, Gangula R, Gesbert D. 3D-map assisted UAV trajectory design under cellular connectivity constraints[C]//IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2020: 1-6.
- [67] Bi S, Lyu J, Ding Z, Zhang R. Engineering radio maps for wireless resource management[J]. IEEE Wireless Communications, 2019, 26(2): 133-141.
- [68] Chen J, Yatnalli U, Gesbert D. Learning radio maps for UAV-aided wireless networks: A segmented regression approach[C]//IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2017: 1-6.
- [69] Dall'Anese E, Kim S J, Giannakis G B. Channel gain map tracking via distributed kriging[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(3): 1205-1211.
- [70] Wu D, Zeng Y, Jin S, Zhang R. Environment-aware and training-free beam alignment for mmWave massive MIMO via channel knowledge map[C]//IEEE International Conference on Communications Workshops. IEEE, 2021: 1-7.
- [71] Va V, Choi J, Shimizu T, Bansal G, Heath R W. Inverse multipath fingerprinting for millimeter wave V2I beam alignment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 67(5): 4042-4058.
- [72] Z. Li and T. He, "WEBee: Physical-Layer Cross-Technology Communication via Emulation," in Proceedings of the 23rd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Snowbird Utah USA: ACM, Oct. 2017, pp. 2–14. doi: 10.1145/3117811.3117816.
- [73] W. Jiang, Z. Yin, R. Liu, Z. Li, S. M. Kim, and T. He, "BlueBee: a 10,000x Faster Cross-Technology Communication via PHY Emulation," in Proceedings of the 15th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems, Delft Netherlands: ACM, Nov. 2017, pp. 1–13. doi: 10.1145/3131672.3131678.
- [74] R. Liu, Z. Yin, W. Jiang, and T. He, "LTE2B: time-domain cross-technology emulation under LTE constraints," in Proceedings of the 17th Conference on Embedded Networked Sensor Systems, New York New York: ACM, Nov. 2019, pp. 179–191. doi: 10.1145/3356250.3360022.
- [75] Z. Li and Y. Chen, "BLE2LoRa: Cross-Technology Communication from Bluetooth to LoRa via Chirp Emulation," in 2020 17th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON), Jun. 2020, pp. 1–9. doi: 10.1109/SECON48991.2020.9158446.
- [76] H.-W. Cho and K. G. Shin, "BlueFi: bluetooth over WiFi," in Proceedings of the 2021 ACM SIGCOMM 2021 Conference, Virtual Event USA: ACM, Aug. 2021, pp. 475–487. doi: 10.1145/3452296.3472920.
- [77] R. Liu, Z. Yin, W. Jiang, and T. He, "WiBeacon: expanding BLE location-based services via wifi," in Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and



- Networking, New Orleans Louisiana: ACM, Sep. 2021, pp. 83–96. doi: 10.1145/3447993.3448615.
- [78] Z. Li and Y. Chen, “BlueFi: Physical-layer Cross-Technology Communication from Bluetooth to WiFi,” in 2020 IEEE 40th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), Nov. 2020, pp. 399–409. doi: 10.1109/ICDCS47774.2020.00067.
- [79] D. Xia, X. Zheng, F. Yu, L. Liu, and H. Ma, “WiRa: Enabling Cross-Technology Communication from WiFi to LoRa with IEEE 802.11ax,” in IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications, London, United Kingdom: IEEE, May 2022, pp. 430–439. doi: 10.1109/INFOCOM48880.2022.9796831.
- [80] W. Jiang, S. M. Kim, Z. Li, and T. He, “Achieving receiver-side cross-technology communication with cross-decoding,” in Proceedings of the 24th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, ACM, 2018, pp. 639–652.
- [81] W. Jeong et al., “SDR receiver using commodity wifi via physical-layer signal reconstruction,” in Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, London United Kingdom: ACM, Sep. 2020, pp. 1–14. doi: 10.1145/3372224.3419189.
- [82] R. Liu, Z. Yin, W. Jiang, and T. He, “XFi: Cross-technology IoT Data Collection via Commodity WiFi,” in 2020 IEEE 28th International Conference on Network Protocols (ICNP), Oct. 2020, pp. 1–11. doi: 10.1109/ICNP49622.2020.9259363.
- [83] S. Yu, X. Zhang, P. Huang, and L. Guo, “Physical-Level Parallel Inclusive Communication for Heterogeneous IoT Devices,” in IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications, London, United Kingdom: IEEE, May 2022, pp. 380–389. doi: 10.1109/INFOCOM48880.2022.9796876.
- [84] Y. Chen, Z. Li, and T. He, “TwinBee: Reliable Physical-Layer Cross-Technology Communication with Symbol-Level Coding,” in IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications, Honolulu, HI: IEEE, Apr. 2018, pp. 153–161. doi: 10.1109/INFOCOM.2018.8485816.
- [85] R. Chen and W. Gao, “StarLego: Enabling Custom Physical-Layer Wireless over Commodity Devices,” in Proceedings of the 21st International Workshop on Mobile Computing Systems and Applications, Austin TX USA: ACM, Mar. 2020, pp. 80–85. doi: 10.1145/3376897.3377852.
- [86] R. Chen and W. Gao, “TransFi: emulating custom wireless physical layer from commodity wifi,” in Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services, Portland Oregon: ACM, Jun. 2022, pp. 357–370. doi: 10.1145/3498361.3538946.
- [87] Y. Che, H. Xiong, S. Han and X. Xu, "Cache-enabled Knowledge Base Construction Strategy in Semantic Communications," 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps), Rio de



-
- Janeiro, Brazil, 2022, pp. 1507-1512.
- [88] L. Yan, Z. Qin, R. Zhang, Y. Li and G. Y. Li, "Resource Allocation for Text Semantic Communications," in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 11, no. 7, pp. 1394-1398, July 2022, doi: 10.1109/LWC.2022.3170849.
- [89] Liu C, Guo C, Yang Y, et al. Adaptable semantic compression and resource allocation for task-oriented communications[J]. arXiv preprint arXiv:2204.08910, 2022.
- [90] Xia L, Sun Y, Niyato D, et al. Wireless Semantic Communication: A Networking Perspective[J]. arXiv preprint arXiv:2212.14142, 2022.



主要贡献单位和人员

主要贡献单位：鹏城实验室、北京邮电大学、香港中文大学（深圳）

主要贡献人员：孙亚萍、陈冠英、谢礼峰、姚淑敏、王雷雨、陈俊挺、
董辰、许杰、杨文乐、叶培根、陈建侨、肖泳、石光明、崔曙光、
陈昊、许晓东、张平