

# 基于通信扩展定义的语义通信三层架构



## Semantic Communication Three-Layer Architecture Based on Extended Definition of Communication

张黎明/ZHANG Liming

(国家发展改革委创新驱动发展中心(数字经济研究发展中心), 中国北京 100038)  
(Center for Innovation-Driven Development, P. R. China (Center for Digital Economy Research and Development, NDRC, P. R. China), Beijing 100038, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202406014

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20241126.1111.002.html>

网络出版日期: 2024-11-26

收稿日期: 2024-10-25

**摘要:** 人工智能的快速发展为WEAVER与SHANNON所设想的通信扩展定义提供了技术实现基础。基于该通信扩展定义, 提出了语义通信三层架构, 将语义信息真正融入通信系统设计。发送端可以根据信息的语义重要性进行差异化编码和传输, 接收端能够恢复发送端传输数据的语义, 并根据语义重要性完成通信的语用目的。进一步地, 基于深度学习实现的语义通信三层架构, 优化了信息传递的有效性和可靠性, 可以更好地满足未来6G新兴应用场景, 符合国家战略发展需求。研究了语义通信三层架构搭建方法, 系统总结了其中需要面临的挑战与需要实现的关键技术, 并探讨了其在物联网、人机交互和智能制造中的广泛应用前景。

**关键词:** 人工智能; 通信扩展定义; 语义; 语用; 差异化编码

**Abstract:** The rapid development of artificial intelligence has provided a technological foundation for the extended definition of communication envisioned by Weaver and Shannon. Based on this extended definition of communication, this paper proposes a three-layer semantic communication architecture that truly integrates semantic information into communication system design. The sender can perform differentiated encoding and transmission based on the semantic importance of the information, while the receiver can recover the semantics of the data transmitted by the sender and accomplish the communication's pragmatic purposes according to semantic importance. Furthermore, this three-layer architecture of semantic communication, implemented using deep learning, optimizes the effectiveness and reliability of information transmission, better meeting the emerging application scenarios of future 6G networks and aligning with national strategic development needs. This paper explores the methods for constructing the three-layer semantic communication architecture, systematically summarizes the challenges faced and the key technologies that need to be implemented, and discusses its wide application prospects in the Internet of Things, human-computer interaction, and intelligent manufacturing.

**Keywords:** artificial intelligence; extended definition of communication; semantics; objective; differentiated encoding

**引用格式:** 张黎明. 基于通信扩展定义的语义通信三层架构[J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(6): 92-99. DOI: 10.12142/ZTETJ.202406014

**Citation:** ZHANG L M. Semantic communication three-layer architecture based on extended definition of communication [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(6): 92-99. DOI: 10.12142/ZTETJ.202406014

### 1 6G与语义通信

信息技术应用场景的不断扩展, 例如沉浸式通信、工业互联网、生成式人工智能等, 不仅对数据传输需求产生了爆炸式增长, 而且对6G通信技术的多个关键性能指标也提出了更高的要求, 包括峰值速率、传输时延、流量密度和定位精度等。进一步地, 6G也将不仅仅局限于网络容量和传输速率等指标的提升, 它还需要为大规模物联网提供支

持, 连接数十亿设备, 涵盖智能家居、智慧城市以及工业物联网等多个领域。

随着5G中各项技术的不断发展, 基于SHANNON信息论<sup>[1]</sup>的各通信模块几乎达到了各自的理论极限, 技术体系日益复杂, 基站能耗也日益增加。如果6G继续沿用堆叠资源的方式实现, 将不可避免地造成大量浪费, 而这不符合国家可持续发展的战略方针要求。此外, 中国在芯片技术方面仍

存在短板,积极研究有别于传统通信方式的6G新型通信芯片技术,有助于国家在芯片研究方面锻造新长板,实现弯道超车,推进网络强国的国家战略方针。因此,在已有资源条件和当前芯片制程下,探索新的通信方式成为实现6G的必然选择。

事实上,通信底层理论并非只有大众熟知的经典信息论。1949年,WEAVER和SHANNON对通信做了进一步阐述<sup>[2]</sup>,以扩展Shannon原始对通信定义中的工程性假设,即“These semantic aspects of communication are irrelevant to the engineering problem.”在新的定义中,通信被系统描述为解决三个层面的问题:

LEVEL A: 通信符号能多精确地传输?

LEVEL B: 传输符号能多准确地传达所期望的含义?

LEVEL C: 接收含义能多有效地以期望的方式影响行为?

一般将其翻译为通信的语法问题、语义问题以及语用问题。语法问题关注传输符号的准确性,语义问题关注传输符号是否准确表达了其背后的含义,语用问题则关注接收方接收的信息是否能按预期完成通信目的。基于SHANNON经典信息论的传统通信很好地解决了语法问题,但是面对后两个问题,传统通信将导致大量冗余信息的传输,并非该通信扩展定义的最佳实现手段。

针对WEAVER和SHANNON对通信的延伸定义,也为了发展下一代无线通信技术,实现国家战略方针,本文提出了能够解决语法、语义、语用问题的通信系统三层架构,简称语义通信三层架构。该架构基于传统通信方式,面向语义问题,通过深度学习技术提取传输符号的语义特征,对传输数据进行精简,从而大幅提升通信效率。进一步地,针对特定通信任务,基于生成式人工智能技术,衡量所提取的语义特征对智能任务完成的不同贡献度,即语义重要性,生成带有语义重要性评分的多个语义特征向量(SFV),从而解决语用问题。

## 2 语义通信三层架构体系框架

本文建立了一种基于通信扩展定义的语义通信三层架构,该架构涵盖了WEAVER与SHANNON所述的语法问题、语义问题以及语用问题。基于传统通信框架,该架构依然分为信源、信道、信宿等模块,但是以提取和传输数据语义为核心。如图1所示,语义通信的三层架构主要由语法层、语义层和语用层组成。首先在语义层面,系统着重于如何精确传达数据所蕴含的内在含义;其次在语法层,系统侧重于如何准确传输通信符号,但这一过程受到语义层面通信的指导;最后基于所传输的符号语义,在语用层,系统针对SFV

评分对接收到的数据语义进行处理,从而更好地完成通信智能化任务。此外,语义编码可以选择分离实现,也可以采用联合信源信道编码的方式实现,即编码器的压缩(信源编码)和纠错(信道编码)功能。这样既可以按照传统系统中的模块化方法实现,也可以依据联合源信道编码理论,采用集成化的实现方式。

需要说明的是,影响通信质量的因素主要包括语义噪声和信道噪声。其中信道噪声,是受传输设备和复杂传输环境等物理因素影响,使得传输数据失真的噪声,它是语法层面的噪声,在传统通信研究中占据重要地位。因此,语义通信三层架构中的语法层,要研究信道噪声如何影响语义传输。

### 2.1 语法层

在语义通信三层架构中,虽然以语义层为核心,但符号或比特依然是信息传输的物理承载,因此语法层的主要任务为打通数据统计特征与数据语义特征之间的关系,完成承载语义特征的数据传输。根据文献[3-5]所述,语义特征实际上是通过精简数据冗余得到的,而精简数据的过程也是语义编码过程和语法层传输过程。此外,虽然信道噪声会影响数据传输的准确度,但是信道噪声并不总会影响语义传输的准确度,即语义对信道噪声存在一定的容忍限度。因此,语法层需要研究的主要问题为,噪声是如何影响数据与其语义关系的。

根据最新的语义信息熵研究<sup>[3]</sup>,引入同义映射的概念即可描述数据空间与语义空间的关系,并根据同义映射,可以定义出语义熵。其中对于高斯分布的语义熵公式为:

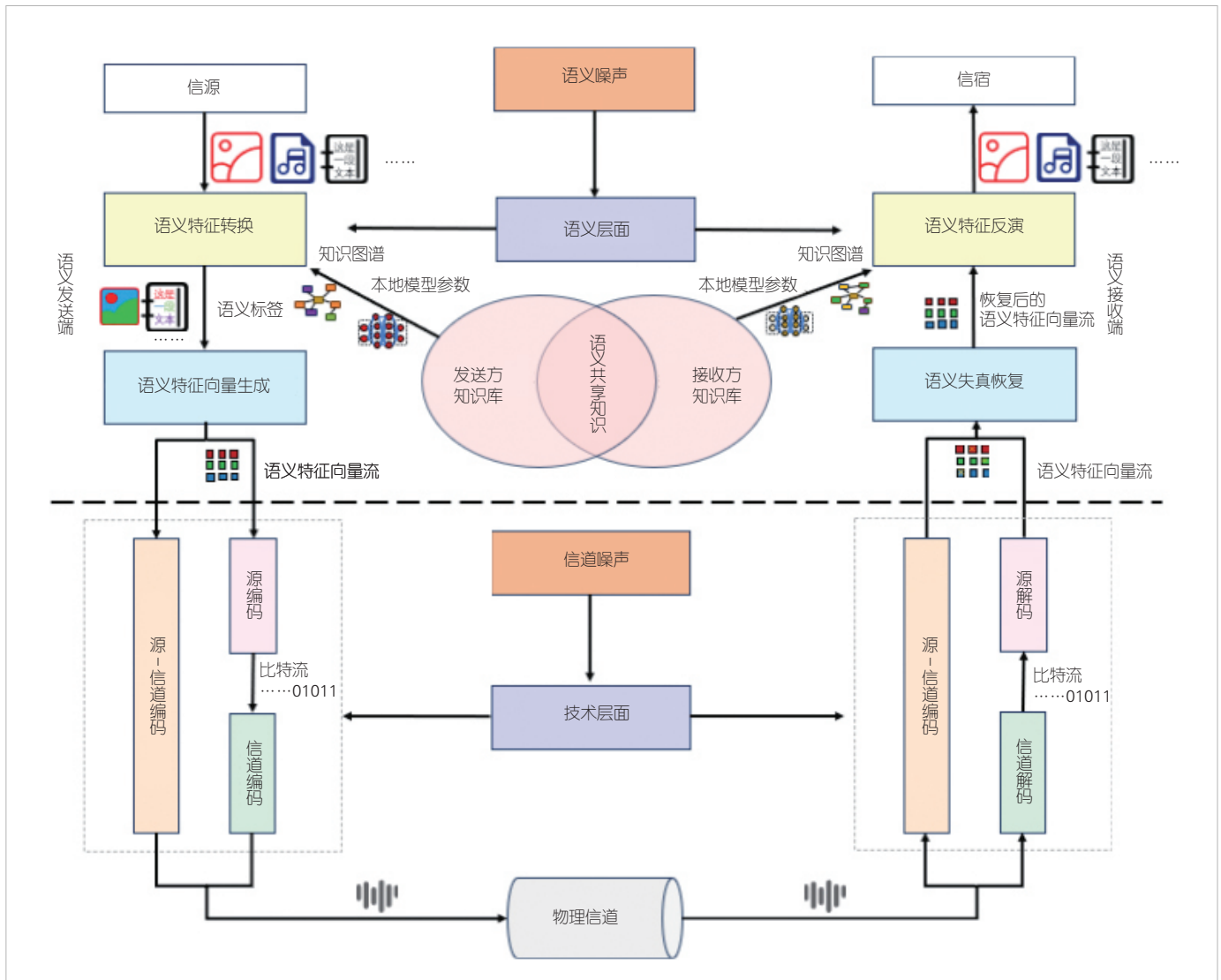
$$H_s = \frac{1}{2} \log \frac{2\pi e \sigma^2}{S^2}, \quad (1)$$

其中, $S$ 表示同义映射的长度,对于离散情况,可以简单理解为一个语义基对应的数据数。 $\sigma^2$ 表示数据分布的方差。由于存在同义映射,因此根据数据统计分布计算的熵,小于根据数据语义计算的熵。进一步地,假设信道噪声为可加高斯白噪声,可以根据同义映射得到语义传输的信道容量:

$$C_s = B \log \left[ S^4 \left( 1 + \frac{P}{N_0 B} \right) \right], \quad (2)$$

其中, $P$ 表示信号功率, $N_0$ 表示信道噪声功率谱密度, $B$ 表示可用带宽。

根据上述研究,可以发现语义通信对信道噪声具有一定的容忍限度,因此可以指导语义通信三层架构中的语法层设计。语义通信的主要目的为,能够保真传输表达语义的符号或者比特。此外,针对不同模块的详细设计思路,还需要发



▲图1 基于WEAVER与SHANNON对通信扩展定义的语义通信三层架构

展进一步的语义编译码理论，可以参考3.2节中的最新研究。

### 2.2 语义层

由于语义通信三层架构围绕语义理解，基于语法传输，最终实现通信的语用目的，因此语义层是语义通信三层架构的核心层。语义层的相关技术研究较多，因此这里只给出具体结构模块，关键技术实现可以参考3.2节。

- 信源：负责产生需传递给接收者的数据。这些源数据可以是文本、语音或音频、图像、视频等形式，抑或是这些形式的组合，例如集成了视频和相应音频的多媒体数据。甚至在未来，还可以是脑电波等能够表征人类或者智能意识的数据。

- 语义特征转换模块：该模块对信源产生的数据进行处

理。一方面，该模块需要依据本地数据库中的知识图谱和训练数据集等信息，提取数据的语义特征，并根据这些特征为源数据产生相应的语义标签。另一方面，该模块需要考虑语法层中分析的第4部分信道噪声，尽可能产生与之匹配的语义编码。关键技术实现放在3.2节中。

- 语义特征向量生成模块：该模块可以协助语用层实现智能化通信的语用目的，进一步提高通信效率。针对特定任务，不同的语义特征对智能任务的完成具有不同的贡献度，即语义重要性。此模块利用本地知识库中的语义重要性评分，评估语义标签中每个语义特征的价值，并生成带有语义重要性评分的多个SFV。该模块的功能与通信目的紧密相关。在人际通信中，人们期望获取全面的信息，此时系统会采用显著性检测等技术来确定SFV的重要性分数；而在机器



间通信时，如人脸识别任务中，机器无需获取全部信息，例如可以忽略背景。此时可运用度加权类激活映射等方法生成SFV的重要性分数，以进一步减少传输信息量，提升通信的效率与准确度。

- 语义失真恢复模块：该模块可以补足被第2.2和第3部分噪声影响的语义信息。利用发送端提供的相关辅助信息，对受损的语义向量流进行修复。这些辅助信息可能包括编码后的语义标签、传输错误掩码图等含有发送端源数据特征的信息。其关键技术实现可以参考3.2节中基于生成对抗网络(GAN)的语义失真恢复方法。

- 语义特征反演模块：执行语义特征转换的逆过程。利用恢复后的语义特征向量进行语义特征融合，以重构源数据或直接驱动下游的机器智能任务。

- 信宿：指源数据传输的最终对象，可以是个人或者物体。

- 本地知识库：隐性存在于发送端和接收端，为系统提供先验知识。该模块不一定是物理实体，例如，可以是用于训练深度神经网络的数据集，这些网络用于生成语义指导和源信道编码，使得网络参数成为知识的一种体现；也可以是知识图谱，通过使用知识图谱实现语义压缩，仅传输最相关的语义信息，减少传输数据量的同时不丢失关键意义。一般而言，由于发送端与接收端的本地知识库通常存在差异，所以需要定期通过云端服务器进行数据共享，以实现知识库的同步，其关键技术实现可以参考3.2节中的研究。

### 2.3 语用层

语用层是语义通信三层架构的最上层，也是WEAVER和SHANNON通信定义的论述中，最终要实现的一层。该层的功能主要依靠SFV进行差错编码实现，其相关技术也在3.2节中进行了论述，主要包括如下结构：

- 源解码器：该模块根据语义重要性分数，对分数高于设定阈值的SFV进行编码，并对每个SFV实施压缩处理，从而生成比特数量较少的数据流。

- 信道编码器：通过引入卷积码、涡轮码等冗余信息，增强数据在传输过程中的抗信道噪声和干扰能力，确保数据的可靠传输。

- 源-信道编码器：对每个SFV进行处理，以生成适合在信道中传输的信号。该模块的设计受到语义重要性分数的指导，采用联合信源信道编码策略，在设计编码方案时兼顾源编码与信道编码的需求，对语义噪声和信道噪声进行平衡，旨在减少传输信息量的同时，降低语义失真恢复的复杂性，提高通信的有效性与可靠性。

- 信道：作为从发送端到接收端传输信号的物理介质，其作用与经典通信系统中的信道相同。

- 源-信道解码器：执行信源-信道编码器的逆过程，以重建SFV。

- 源解码器：对压缩后的比特流执行解压缩操作，恢复出原始的SFV。

- 信道解码器：进行信道编码器的逆操作，将接收到的信道信号转换为相应的比特流。

## 3 语义通信三层架构关键技术

语义通信并非全新领域，已经存在大量理论、实验与系统搭建研究方法和思路。因此，本文在第二节中提出的语义通信三层架构，其中大量关键技术，可以借鉴一些最新研究实现。本节将概述几个主要挑战，并介绍针对这些问题的最新研究成果。

### 3.1 面临的挑战

#### 1) 理论体系尚待完备

虽然WEAVER和SHANNON提出语义通信是经典通信的进一步延伸，但与基于经典信息论的传统编码相比，基于机器学习的语义通信系统在理论分析上依然缺乏系统的数学理论支撑。这主要是由于语义基难以定义导致的，只有定义出语义基，才能定义出语义空间，也才能在语义空间中寻找合适的范数公式与距离衡量公式。有了这两种度量才有类似于概率空间中的熵出现，即语义空间中的信息度量方法。语义度量方法能够帮助我们对语义通信三层架构中的语义特征变换和语义失真校正进行准确界定和评价，指导其中语法层的具体实现。此外，我们只有研究信道在语义空间中的表征，即研究语义度量下的信道噪声，才能对语义通信系统的传输速率有明确的界限认知（像SHANNON限那样），也才能指导语义通信三层架构中语义层和语用层的实现。

#### 2) 异质异构知识库

在语义通信过程中，发送端与接收端均配备本地知识库。但是，不同端侧的知识库往往存在差异。这些差异不仅体现在知识库内存放的先验知识可能不同，而且还体现在这些先验知识的组织架构不尽相同。尽管通过共享可以增进知识库的一致性，但这一过程既耗时间又耗资源。这是因为知识库的共享依赖于发送端与接收端之间的有效通信。知识库需要不断扩展和更新。如同人类学习的过程一样，知识库共享过程更加漫长且复杂。因此，如何在知识库不一致的情况下进行通信、共享和推理语义信息，是实现语义通信三层架构面临的另一大挑战。

### 3) 语义失真的精准恢复

在语义通信中,尤其是在机器间的通信场景中,信源编码和信道编码会根据语义重要性分数对传输信息进行筛选,仅保留较为重要的部分。这种做法虽减轻了信道传输的负担,但也增加了语义噪声,为语义信息失真的恢复带来了难度。语义失真一旦太大,三层架构中的语用层功能即会受到极大的影响。

### 4) 语义系统评价指标尚待完备

在语义通信三层架构中,不同类型的信源数据采用不同的深度学习模型,产生的语义标记信息各异,因此,为不同类型的信源数据设计适用于语义通信系统的评估指标显得尤为重要。此外,还需要建立一个通用的性能指标,如同传统通信系统中的符号错误率(SER)或比特错误率(BER),以衡量不同语义编译码模型的性能。

## 3.2 关键技术

### 1) 语义通信基础理论研究

文献[4]对语义通信的数学理论基础进行了进一步探讨,通过详细界定一系列基本的语义相关概念和语义编码方案的数学表达,构建了语义语言系统。此外,还提出了针对语义编码模型的统一语义平均失真评估公式:

$$D_{U,Q} = \sum_{w,s,\hat{s},\hat{w}} p(w)u(s|w)c(\hat{s}|s)q(\hat{w}|\hat{s})d(w,\hat{w}), \quad (3)$$

其中,  $w, \hat{w} \in W$  假设为发送端和接收端的传输和重构意义。 $p(w)$  是源信息  $w$  的概率分布,描述了不同意义  $w$  被传输的可能性。 $u(s|w)$  是编码方案  $U$  中,给定意义  $w$  编码为符号  $s$  的条件概率,反映了编码过程中符号  $s$  是如何根据意义  $w$  被选取的。 $c(\hat{s}|s)$  是信道模型中,发送符号  $s$  被接收为符号  $\hat{s}$  的条件概率,描述了信道在传输过程中引入的噪声或干扰影响。 $q(\hat{w}|\hat{s})$  是解码过程中的条件概率,给定接收到的符号  $\hat{s}$  重构出意义  $\hat{w}$  的概率,展示了解码器将符号转化回意义的能力。 $d(w,\hat{w})$  为语义失真度量,表示原始意义  $w$  和重构意义  $\hat{w}$  之间的差异程度,其映射为从  $W \times W$  到非负实数集,失真值越小,表示传输效果越好。此外,还定义出了语义平均成本计算公式:

$$L_U = \sum_{w,s} p(w)u(s|w)l(s), \quad (4)$$

其中,  $l(s)$  是信息  $s$  的成本函数,表示传输信息的代价。

基于上面的两个定义,文献[4]建立了一套优化语义编码与解码策略的方法,在数学上严格描述了不同方案下的语义失真和通信成本,形成了一套较为完整的语义通信理论框

架。然而,该理论在实际应用中尚未充分考虑多模态以及复杂约束环境下的语义通信问题,而且也没有解决最重要的语义空间与数据空间的实际编码映射问题。这些问题还需要进一步研究。

### 2) 异质异构知识库同步

在语义通信中,通信双方拥有同样的知识库并不现实。知识库的异质异构性将影响通信性能。因此,文献[6]提出了一种高效的知识库同步机制和两种算法,分别为同步信号驱动模型估计(SSME)和数据模型迭代优化方法(DAMIO),旨在缓解由双方知识库异构性(尤其是数据分布差异)所引起的语义通信系统性能下降问题。

在语义通信三层架构中,如果存在知识库异构的问题,语义失真可以被建模为原信息  $x$  和恢复信息  $\hat{x}$  之间的不相似性,表示为:

$$\tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_r}} = F(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|_2^2, \quad (5)$$

其中,  $\theta_s, \theta_r$  分别表示不同的知识库参数,  $d_{\theta_r}$  表示以  $\theta_r$  为代表的知识库进行语义解码的解码器参数。此时,具有相同知识库的语义失真可以表示为  $\tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_s}}$ , 比不同知识库的语义失真要小,因此可以将由知识库异质导致的语义通信系统性能水平下降(PDL)表示为:

$$\Delta PDL_{\theta_s, d_{\theta_r}} = \tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_r}}[x, \hat{x}] - \tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_s}}[x, \hat{x}]. \quad (6)$$

进一步地,可以将需要优化的参数表示为:

$$\arg \min_{\theta_r} \Delta PDL_{\theta_s, d_{\theta_r}} = \arg \min_{\theta_r} \{ \tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_r}}[x, \hat{x}] - \tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_s}}[x, \hat{x}] \}. \quad (7)$$

如果要减少语义失真,接收端必须尽力与发送端的参数保持一致(为联合优化参数),但是如果直接传输参数进行同步,需求的数据传输量过大,因此可以分三步优化:

- 初始化: 使用上述同步算法的前提在于,发送端与接收端具有一部分公共知识库,或者说是公共训练集  $D$ , 对于公共训练集中数据,语义通信的失真程度小于一个任意小的值  $\varepsilon$ :

$$\xi_{\tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_r}}} [D, \hat{D}] = \sum_{d_u \in D} F_{\tilde{e}_{\theta_s, d_{\theta_r}}}(d_u, \hat{d}_u) < \varepsilon. \quad (8)$$

- 同步: 当发送端与接收端的知识库不相同时(语义译码器参数与编码器参数非联合训练),发送端可以发送公共训练集  $D$  的语义特征  $Z = \{z_i; z_i = e_{\theta_s}(d_i)\}$ , 接收端基于语义特征  $Z$  使用 SSME 或者 DAMIO 算法优化译码器,实现知识库同步。

- 通信: 第二步中的语义特征  $Z$  可以视为知识库同步信

号, 该同步信号可以定期发送, 也可以在发送端数据分布出现显著变化时立即发送, 得到同步信号后接收端会即时更新语义译码器参数, 之后可以正常进行语义通信。

该机制将异构异质知识库问题转化为发送方和接收方语义编译码模型的估计问题, 可以用于语义通信三层架构中语义层搭建。

### 3) 语义信息失真校正

文献[7]探索了结合GAN的语义失真恢复方法, 并提出了一个基于文本传输且不考虑信道状态信息的语义通信框架(Ti-GSC)。该框架包含一个自动编码器模块和一个基于GAN的信号失真抑制模块。信号失真抑制模块利用GAN的生成能力, 通过学习接收信号与传输信号之间的语义映射, 生成在语法和语义上与传输信号相似的信号, 从而在接收端实现更准确的数据解码。两个Transformer模块分别构成了自编码器模块的编码器和译码器, 在通信中为语义联合编译码器。U-Net模块与Discriminator模块则构成了生成对抗网络的生成器与鉴别器, 其中生成器在通信中负责辅助解码器进行语义解码, 被称为基于GAN的非CSI信号失真抑制模块(GSDSM), 鉴别器则用于压制语义失真。

进一步地, 该架构的关键在于如何构建GAN的损失函数, 判断传输文本的语义失真程度, 从而进行失真恢复。文中通过引入句法损失(低维失真)和句义损失(高维失真)两个新的损失项, 解决了这个问题:

$$R(X, \bar{Y}) = E[D_{\text{sytc}}(\bar{Y}, Y)] + E[D_{\text{smtc}}(\bar{Y}, Y)], \quad (9)$$

其中,  $X$ 为发送端的语义编码,  $Y$ 为通过信道传输后, 受噪声影响的语义编码,  $\bar{Y}$ 为经过GSDSM校正后的语义编码,  $D_{\text{sytc}}(\bar{Y}, Y)$ 为句法损失, 用L2范数表示:

$$E[D_{\text{sytc}}(\cdot)] = E\left[\|X - G_{\text{nn}}^{\text{smtc}}(Y|\theta_g)\|_2^2\right], \quad (10)$$

其中,  $G_{\text{nn}}^{\text{smtc}}(Y|\theta_g)$ 表示GSDSM模块函数, 输出为 $\bar{Y}$ ,  $\theta_g$ 为表示该函数中的可训练参数。此外,  $D_{\text{smtc}}(\bar{Y}, Y)$ 表示句义损失, 同样用L2范数表示:

$$E[D_{\text{smtc}}(\cdot)] = E\left[\|f(X) - f(G_{\text{nn}}^{\text{smtc}}(Y|\theta_g))\|_2^2\right], \quad (11)$$

其中 $f(\cdot)$ 表示语义编码器中间层函数, 即句义损失是通过衡量文本在语义编码器中间隐藏层输出的向量L2范数得到的。

值得一提的是, 上述研究中使用GAN衡量语义距离的方法, 如果将上述鉴别器目标改为可达成语用目的的文本, 则可以被迁移到本文所提语义通信三层架构中, 作为实现语用层的核心技术。

### 4) 语义信息性能指标设计研究

在文本传输任务中, 传统的语义通信系统<sup>[8-9]</sup>通常采用平均语义失真作为性能评价指标, 而基于机器学习的语义通信系统<sup>[10-11]</sup>则普遍使用BLEU作为评价指标。此外, 比较常用的文本评价指标为句子相似度:

$$\text{match}(M, \hat{M}) = \frac{B_{\Phi}(M) \cdot B_{\Phi}(\hat{M})^T}{\|B_{\Phi}(M)\| \|B_{\Phi}(\hat{M})\|}, \quad (12)$$

其中,  $B_{\Phi}$ 表示使用预训练模型, 比如BERT将原始文本与接收文本嵌入为语义特征向量。最近的一些语义通信系统还提出了“语义相似性的上尾概率”<sup>[12]</sup>作为评价指标, 通过计算接收语句与发送语句的语义相似性大于或等于某一阈值的概率, 来评估语义通信系统在噪声干扰条件下的可靠性。虽然我们可以借助该指标在复杂的信道环境中量化语义通信系统的性能, 但仍需要进行复杂的概率计算。此外, 该指标还比较依赖于训练数据和模型的有效性。

对于图像传输任务, 最常用的评估指标为峰值信噪比(PSNR), 其计算方法如下:

$$\text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \frac{L^2}{\text{MSE}}, \quad (13)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2, \quad (14)$$

其中,  $L$ 表示图像中的像素最大值, 一般为255。此外, 最新的研究<sup>[13]</sup>提出了一种新的度量指标ViTScore。与传统的度量方法, 如PSNR、多尺度结构相似性(MS-SSIM)、学习感知图像块相似度(LPIPS)等相比, ViTScore能够更准确地衡量图像的语义相似性, 而非数据相同性。ViTScore基于预训练的视觉变换器模型, 具有对称性、有界性和归一化等优点。

在语音传输任务中, 可以运用自然语言处理(NLP)技术将语音转换为文本, 然后以文本传输的方式在语义通信中实现。此外, 考虑到语音还包含了发言人的情感信息, 这些信息通过音调和音量的变化表现出来, 因此仅仅进行语音翻译并按文本传输无法囊括语音中的所有语义信息。文献[14]提出可以采用信号失真比(SDR)和客观语音质量评估(PESQ)指标, 来反映针对语音的语义通信传输的准确性。其中, SDR用于衡量语音信号在传输过程中的失真程度, 而PESQ则综合考虑了情感信息。

目前在单模态语义信息传输的性能指标方面已有大量研究, 但针对多模态通用语义通信系统的研究仍然相对较少。一种研究思路是将多模态信息统一为一种形式, 并使用统一



的性能指标进行评估。文献[15]提出了一个语义信息的表示框架语义基 (Seb)。它提供了一种模块化和高度抽象的方法来表示语义信息，从而提高了语义通信的效率。Seb可以包含与用户意图相关的背景知识、意图知识映射机制、语义元素提取和表达。通过这种表示框架，Seb将信息的多模态特性转化为语义元素，实现了更高效的信息传递。

但是，一方面，由于语义的复杂性和模糊性，上述指标依然难以覆盖所有的语义信息，无法组成一个完备的语义通信系统评价体系；另一方面，语义这个概念虽然是在通信领域最早被提出，但在人工智能尤其深度学习领域却研究得更多。因此，为了进一步研究能够完备衡量语义通信的性能指标，还需要从深度学习中引入更多语义衡量指标，这些指标如表1所示。

### 4 语义通信三层架构应用前景

相较于传统通信，语义通信三层架构显著简化了机器间的通信用途，为其在物联网、人机交互以及智能制造等领域的应用开辟了广阔前景。

#### 4.1 物联网

在5G网络环境下，物联网 (IoT) 设备在天气监测、地理信息、智慧城市和家庭自动化等多种数据监控应用中扮演着关键角色。进一步地，虚拟现实 (VR) /增强现实 (AR) 眼镜、无人机和传感器等智能设备的普及，需要IoT网络提供更高级的功能。IoT设备需要感知周围环境并实时将状态

信息上传至云中心服务器进行分析处理。因此，它们必须能够支持智能监控、数据处理、实时通信等复杂功能，而这些功能的实现严重依赖低延迟、高准确性的数据传输。

语义通信提取并传输数据的抽象语义特征，能够实现准确、实时的数据传输。然而，由于IoT设备的计算和存储能力受限，难以直接部署复杂的深度神经网络，本地知识库的规模受限。因此，如图2所示，可以基于语义通信三层架构，通过网络稀疏化、神经元量化、联邦学习和分布式学习等技术，部署云端知识库，将知识图谱、模型参数等训练结果统一分发给参与通信的IoT设备，从而大幅度提升数据的传输效率，同时降低了IoT设备的计算负担，为物联网的未来发展提供了强有力的技术支持。

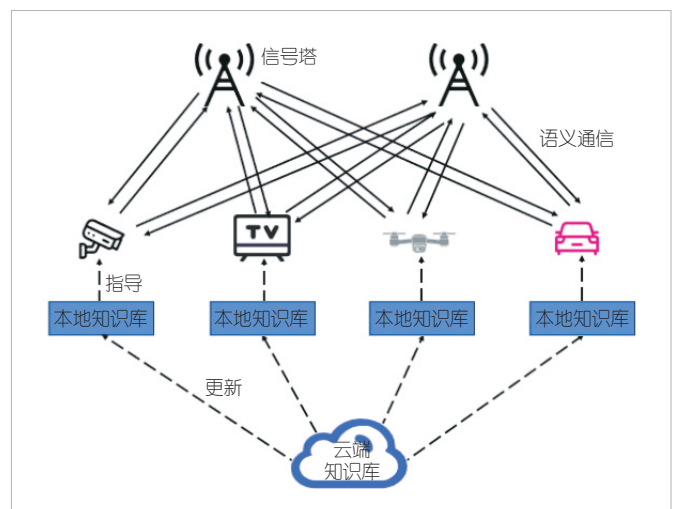
#### 4.2 人机交互

传统的人机交互主要依赖于预设指令和响应模式，信息传递多聚焦于数据层面。这样的交互方式往往使得机器在理解用户意图时不够准确，反馈也显得不够灵活，存在很大的局限性。例如，传统的语音助手大多只能基于关键词进行匹配，缺乏对用户指令的深层含义及其上下文关联的深入理解。相较之下，基于语义通信三层架构，可以解析信息的语义特征，同时结合人的通信目标，得到语义重要性分数。通过仅传输与人交互相关的关键语义特征信息，不仅简化了通信过程，还让机器能够更准确地理解用户意图，使语音助手和对话系统能够提供更加精确的回应。

特别地，当用户提出复杂问题时，基于语义通信三层架构搭建的系统可以依托上下文进行推理和理解，提炼出用户的核心需求，并据此提供更具针对性的回答，而非仅仅局限

▼表1 语义通信三层架构可借鉴的深度学习领域语义级评价指标

深度学习中的语义级评价指标	
	平均语义失真
	词错误率(WER)
文本	N-gram
	双语评估替换(BLEU)
	基于共识的图像描述(CIDEr)
	基于BERT的相似性度量
语音	字符错误率(CER)
	信号失真比(SDR)
	语音质量的感知评估(PESQ)
	基于Fréchet距离的语音深度学习度量(FDSD)
	基于Kernel距离的语音深度学习度量(KDSD)
图像	均方误差(MSE)
	峰值信噪比(PSNR)
	结构相似性指标(SSIM)
	Fréchet初始距离(FID)
	Kernel初始距离(KID)



▲图2 物联网中的语义通信

于简单的、模式化的响应。这种智能化的理解能力将会显著提升用户体验，使人机交互的智能化水平得到质的提升，让用户与机器之间的交流变得更加流畅和富有成效，互动过程更加自然和高效。

#### 4.3 智能制造

在现代工业领域，智能制造正发挥着举足轻重的作用。随着6G和基于深度学习的通信技术先进通信方式引入，智能制造正逐步实现智能化、高效化，并朝着节能环保的方向发展。

基于语义通信三层架构可以极大地提升机器间通信和人机交互的效率，进而增强智能制造的整体效能。在智能制造的实践中，语义通信技术为知识管理、自动化生产线的自配置，以及协作制造等应用提供了有力支持。通过在语义层面的数据处理和解释，生产流程得以优化，停机时间得以减少，生产效率可以得到显著提升。此外，语义通信系统还能够监控信息的语义特征，如机器状态、温度、湿度等关键参数，并能够将这些信息提取并上传至中央控制器，以进一步分析材料状态和产品质量，从而实现对生产过程的精细化管理。

## 5 结束语

在6G通信愿景中，语义通信技术展现出巨大的应用潜力，尤其是在物联网、人机交互和智能制造等领域。尽管相关研究已取得显著进展，但语义通信的实现仍面临诸多挑战。其中，基础理论尚未完全成熟，异构和异质的知识库存在复杂性，语义信息的失真恢复仍是一大难题。但是，随着人工智能技术的不断发展，语义通信的理论研究有望进一步完备，应用实践或许可以进一步完善。本文提出的语义通信三层架构，能够推动通信技术的进一步创新，满足未来信息服务日益增长的数据传输需求，促进科技进步和社会发展。通过不断攻克相应挑战，语义通信将在未来的通信网络中扮演更加重要的角色，为构建智能化社会提供坚实的技术支撑。

#### 参考文献

- [1] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. The bell system technical journal, 1948, 27(3): 379–423. DOI: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
- [2] WARREN W. Recent contributions to the mathematical theory of communication [J]. ETC: a review of general semantics, 2017, 74(1/2): 136–157

- [3] NIU K, ZHANG P. A mathematical theory of semantic communication [EB/OL]. [2024–10–15]. <http://arxiv.org/abs/2401.13387>
- [4] SHAO Y L, CAO Q, GÜNDÜZ D. A theory of semantic communication [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2024, 23(12): 12211–12228. DOI: 10.1109/TMC.2024.3406375
- [5] FENG Y L, XU J, LIANG C L, et al. Decoupling source and semantic encoding: an implementation study [J]. Electronics, 2023, 12(13): 2755. DOI: 10.3390/electronics12132755
- [6] XU X D, BIAN Z Q, WANG B Z, et al. Synchronization mechanism: preliminary attempt to enable wireless semantic communication with heterogeneous knowledge bases [J]. IEEE communications letters, 2024, 28(8): 1815–1819. DOI: 10.1109/LCOMM.2024.3412811
- [7] MAO J, XIONG K, LIU M, et al. A GAN-based semantic communication for text without CSI [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2024, 23(10): 14498–14514. DOI: 10.1109/TWC.2024.3415363
- [8] GULER B, YENER A. Semantic index assignment [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops (PERCOM WORKSHOPS). IEEE, 2014: 431–436. DOI: 10.1109/PerComW.2014.6815245
- [9] GÜLER B, YENER A, SWAMI A. The semantic communication game [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2018, 4(4): 787–802. DOI: 10.1109/TCCN.2018.2872596
- [10] XIE H Q, QIN Z J, LI G Y, et al. Deep learning enabled semantic communication systems [J]. IEEE transactions on signal processing, 2021, 69: 2663–2675. DOI: 10.1109/TSP.2021.3071210
- [11] 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. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3036968
- [12] GETU T M, SAAD W, KADDOUM G, et al. Performance limits of a deep learning-enabled text semantic communication under interference [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2024, 23(8): 10213–10228. DOI: 10.1109/TWC.2024.3370497
- [13] ZHU T T, PENG B, LIANG J F, et al. How to evaluate semantic communications for images with VITScore metric? [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2024, 10(5): 1744–1758. DOI: 10.1109/TCCN.2024.3392803
- [14] WENG Z Z, QIN Z J, LI G Y. Semantic communications for speech signals [C]//Proceedings of ICC 2021 – IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2021: 1–6. DOI: 10.1109/ICC42927.2021.9500590
- [15] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of semantic communication networks [J]. Engineering, 2022, 8: 60–73. DOI: 10.1016/j.eng.2021.11.003

#### 作者简介



张黎明，国家发展改革委创新驱动发展中心（数字经济研究发展中心）高级工程师；主要研究方向为半导体、商业航天、人工智能、新型显示等新兴产业领域。