

基于信息论的语义通信: 理论与挑战



Semantic Communications from Information Theoretical Perspective: Theory and Challenges

施雨轩/SHI Yuxuan, 吴泳澎/WU Yongpeng,
张文军/ZHANG Wenjun

(上海交通大学, 中国 上海 200240)
(Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202302004

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230411.1527.024.html>

网络出版日期: 2023-04-12

收稿日期: 2023-02-23

摘要: 对语义通信的发展历史与最新研究进行了概述, 并基于经典香农信息论探寻了语义通信的数学建模。详细介绍了语义感知的信源信道联合编码模型及其渐进性能分析, 具体包括速率失真区域、错误概率的内外界等, 指出了该模型的退化情况与现有工程框架的关系。探讨了语义通信在实际应用中存在的潜在挑战与开放性问题的。认为语义通信作为将用户需求与信息含义融入通信传输的全新架构, 有望成为未来万物智联网络的新型基础范式。

关键词: 无线通信; 语义通信; 香农信息论; 信源信道联合编码; 间接信源编码

Abstract: The development history and latest research of semantic communications are summarized, and the mathematical modeling of semantic communications based on the classical Shannon information theory is explored. The joint source channel encoding model of semantic perception and the progressive performance analysis, including the rate distortion region, and the inner outside of the error probability, are introduced in detail. The close connection between the degradation of the model and the existing engineering framework is pointed out. The potential challenges and open questions of semantic communications are then discussed. It is believed that semantic communications, as a new architecture integrating user needs and information meaning into communication transmission, is expected to become a new basic paradigm of all things intelligent connection network in the future.

Keywords: wireless communication; semantic communication; Shannon information theory; joint source-channel coding; indirect source coding

2019年底, 5G移动通信网络的正式商用为人、机、物的互联开创了崭新的通信范式。人们对下一代移动通信网络的愿景, 不仅体现在通信、感知、计算泛在融合的硬性需求中, 还体现在人、机、物、灵 (genie) 互相联结的超大规模架构中^[1]。“万物智联”的通信范式将通信领域的边界从物理世界拓宽到数字世界, 实现高效、智能与大规模的传输网络。与此同时, 新一代通信网络也给现有的网络运营与设备铺设带来极大挑战。据国际电信联盟 (ITU) 预测: 全球移动数据流量的年增长速率将会在2030年达到55%, 数据总量将会提升至现在的100倍, 远超5G的体量。此外, 人们多维度、多途径的通信需求会带来数据模态的多样化 (语音、图像、视频)、任务需求的多样化、智能业务的多样化, 这些都会成为现有架构的难点。为了解决这些难点, 人

们将关注点从“如何精确恢复传输的符号”转移到“如何精确恢复传输的语义”^[2]。语义层传输即语义通信, 是一种关注传输符号中蕴含信息的通信范式。这种通信范式能利用语义关联性去除冗余数据, 并且在接收端通过背景知识库来恢复语义, 以执行特定任务。需传输的抽象语义概念的数据量通常远小于精确的特征数据量, 因此基于该范式的通信可以极大地提升传输效率。

语义通信的首次提出可以追溯到 C. E. SHANNON 与 W. WEAVER 的开创性的著作《The Mathematical Theory of Communication》中^[2]。逻辑概率在经典信息论中对统计概率的替换, 是信息论先贤们对语义信息度量的理解^[3]。语义熵、语义信道容量^[4]、语义反馈^[5]以及背景知识^[6]等相关概念相继引入, 极大地推动了语义传输的理论研究。然而这些工作主要基于逻辑概率的测度, 难以拓展到文本以外的应用场景。近年来, 深度学习及其应用 (如自然语言处理、语音识别和计算机视觉) 的最新进展为多模态语义通信的实现提供

基金项目: 国家重点研发计划 (2018YFB1801102); 国家自然科学基金项目 (62122052/62071289); 中央高校基本科研业务费专项资金项目; 高等学校学科创新引智计划 (BP0719010); 上海市自然科学基金项目 (22DZ2229005)

了可能,同时信源信道联合编码(JSCC)^[7]被认为是一种语义通信的可达方案,用于捕获和传输语义特征。基于以上方法,一系列为多模态数据^[8-10]传输而开发的语义通信框架引起业界广泛的关注。上述的语义通信方案在已有的架构上取得不错的表现,但由于缺乏语义表示的通用数学模型,语义通信的理论建模与从信息论视角的解读仍然是一个开放性问题。

基于以上讨论,本文从理论模型与可实现框架的综合视角来解读语义通信,并提出一个通用的语义通信理论模型。通过将语义通信过程建模为一个考虑间接信源的JSCC问题,我们可以利用经典信息论工具来分析该模型的性能极限,并作为现实编码方案/神经网络的设计依据。在该模型中,间接信源被视为不可观测的语义信息,直接信源则被视为可被捕获的外部信息,联合信源信道编码方案用于描述间接信源编码与语义感知的信道编码的结合。在给定有限/无限块长的设定上,基于模型对错误概率、率失真函数、编码方案进行分析,对现实语义通信框架的设计有着指导意义。

1 语义通信研究进展

现阶段语义通信的工作大致分为两部分:语义信息的理论工作,如度量定义、数学建模等;基于机器学习方法的语义提取与通信框架的相关工作。本节中,围绕这两个方面,我们重点介绍语义信息与语义通信的发展历史与研究进展。

1.1 无线网络面临的挑战与语义通信的发展动机

1949年,C. E. SHANNON与W. WEAVER在《The Mathematical Theory of Communication》中正式提出了“语义层面的信息传输”的相关概念^[2]。其中,W. WEAVER将通信分为3个层级的问题:技术、语义与效率。作为旨在有噪声信道上追求精确比特传输的范式,技术层级的通信已服务于面向内容交付的无线网络长达半个世纪之久。其明确的性能极限早已由香农理论给出,并被现有技术不断逼近。然而人们的通信需求却似乎永无极限:5G、6G的不断迭代、通信需求的爆炸式增长、下游任务的多样化与智能化,都是现有无线网络亟需解决的难题。作为能够解决以上问题的未来基础通信范式之一,语义通信是一种不再关注精准比特恢复而是面向任务交付的新型范式。如图1所示,针对图像识别/分类任务,图中的孩童与摩托车被抽象为依赖于下游任务的语义概念,随后编码器对语义进行编码并通过信道进行传输。在接收端通过背景知识库恢复出来的并非是原有的精确像素。但利用恢复得到的语义依然可以轻松地完成图像识别或分类任务。需要注意的是,语义通信在很大程度上依赖于译

码端的背景知识,因此可能会出现无碍于任务执行的比特层面的误差,例如收发两端摩托车的样式等。由于抽象出语义信息的数量级远小于传统通信,因此语义通信可以极大地提升通信效率。

1.2 语义信息的度量定义与数学建模

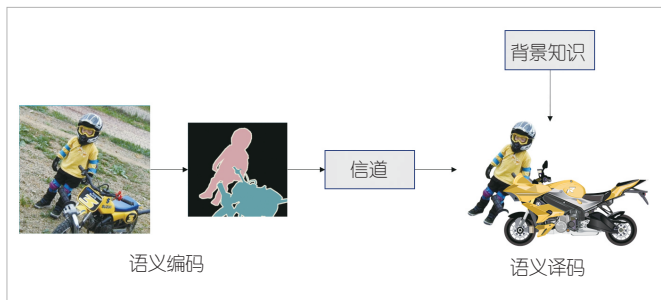
对语义信息进行刻画是语义通信中不可或缺的环节。不同语义信息的度量与定义,会对数据的语义提取、编码方案以及下游任务的执行等,产生重要的影响。

1.2.1 语义信息刻画及度量

在前香农时代,人们更多关注的是基于自然语言的信息度量。1953年,Y. BAR-HILLEL和R. CARNAP^[3]审视了W. WEAVER的工作,发现了其中遗漏的语义问题,并基于逻辑概率的测度初步定义了语义信息。所谓逻辑概率,即事件为“真”的概率越大,则该事件的熵值就越小。直到2004年,针对这种概率测度,L. FLORIDI^[6]发现了“Carnap-Bar-Hillel矛盾”,即基于逻辑概率定义的熵会导致任意事件与其补事件交集的混乱度变得无穷大。同时,他提出应该用“距离”这种非负的度量来衡量语义信息的信息量。此后,学者们更为关注语义信息的本质,而不再拘泥于自然语言层面的问题。2011年J. BAO^[4]在《Towards a Theory of Semantic Communication》一文中拓展语义相关的通信因素,阐明了语义噪声和语义信道的概念,并提出了一个语义通信框架来最小化语义错误。在此框架中,语义信道的容量刻画为:

$$C_s = \sup_{P(X|W)} \{I(X; Y) - H(W|X) + \overline{H_s(Y)}\}, \quad (1)$$

其中,条件熵 $H(W|X)$ 为码字中包含的语义不确定性,例如码字“苹果”蕴含了“水果”与“品牌”两种意思; $\overline{H_s(Y)}$ 为接收到码字基于逻辑概率的平均信息量。这篇启发性的文章促进了更多相关理论的产生。2020年,基于Rényi熵,M. KOUNTOURIS和N. PAPPAS^[11]提出了通信系统中语义感知的信息度量方式;2021年,A. CHATTOPADHYAY^[12]等为了量

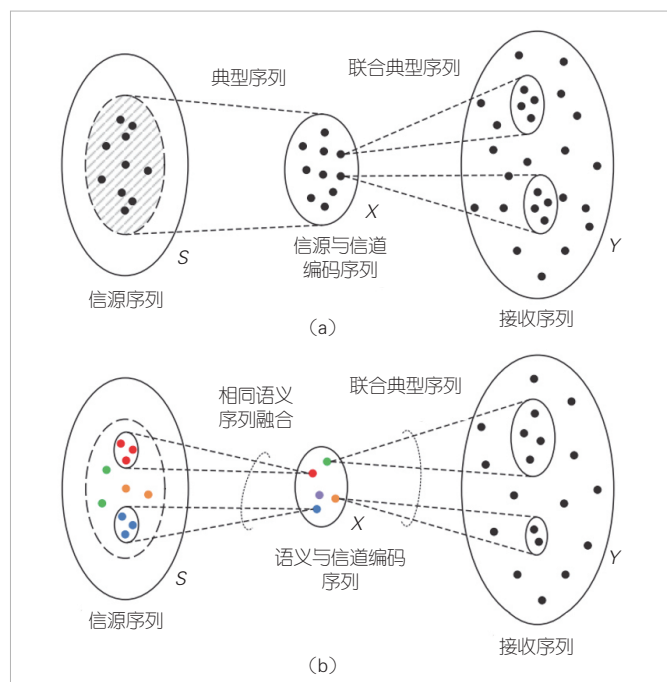


▲图1 针对图像识别任务的语义通信

化语义任务的复杂度,提出了用特定任务中最少需要回答的问题数量而非最少比特数(即熵)来刻画复杂度。

1.2.2 语义信息的理论建模

随着语义信息理论的发展,人们开始基于经典的香农信息论来研究语义建模。2021年,LIU J. K.等^[13]基于经典的间接信源编码模型来刻画语义感知的率失真函数。其中,语义信息被建模为间接信源,表征信息被建模为直接信源。与传统信源编码不同,该模型同时对语义信源与表征信息的重建有失真度的要求。2022年,ZHANG P.^[1]提出用“语义基”(Seb)的概念作为语义信息的表征框架,这样能够更好地描述发送数据的应用意图与不同模态;在文献[14]中,NIU K.等从联合典型的角度考虑了经典编码方案与语义编码方案的异同。与经典编码中信源序列 S 与码字序列 X 映射的唯一性不同,语义编码中不同的信源序列有概率映射到同一个码字上。这是由于针对特定任务,不同的信源序列可能拥有相近的“语义”,即在语义空间毗邻。图2^[14]很好地解释了语义编码能够拥有更小码本空间的原因。由于背景知识库的存在,即使带有歧义的映射也能完成特定任务的无损传输,这也是语义通信的优势所在。文献[15]将语义信息与神经网络的隐含层变量联系起来,根据信息瓶颈理论将语义损失刻画到神经网络的损失函数中,以提高图像的传输表现。其基本原理是基于变分自编码器(VAE)中的证据下界,构建辅助分布用于近似较难计算的语义分布。



▲图2 经典编码传输与语义编码传输的对比(从序列典型性角度)^[14]

1.2.3 基于机器学习方法的语义提取与通信框架

现代语义通信致力于建立完整、统一的数学表述。在此过程中,涌现大量语义感知的工程可实现框架^[8-11]。接下来,我们分别从数据提取与通信设计两个角度对这些工作进行介绍。

1) 多模态数据的语义提取

基于深度学习的语义提取模块,使得语义通信突破文本的桎梏,广泛活跃于语音、图片、视频等多模态的数据传输场景中。WENG Z. Z.等^[8]提出了适用于动态信道的语音传输框架,其中利用自注意力机制的语义感知网络可以最小化语音传输中的语义错误;针对图片的传输,E. BOURTSOULATZE^[7]等首次提出了基于深度学习的信源信道联合编码(D-JSCC)方案。该方案相当于在卷积自编码器中插入了一层不可训练的信道参数层,很快被证明对语义信息的提取有较好的帮助。例如,在JIANG P. W.等的工作^[9]中,基于Transformer的D-JSCC模块被用于视频会议的语义传输,其任务需求是在恢复端恢复出表情保真的人脸信息。语义信息被理解为视频流帧间的残差信息,在译码端根据初始帧进行恢复。这种基于语义的视频处理方式能够较大地减少通信开销,并能确保下游任务一定的精确度。

2) 语义感知的通信设计

语义信息能够对多模态数据语义进行处理,还可以与经典通信技术相结合。基于语义的混合自动重传请求(SR-HARQ),在文献[9]中用于克服信道状态的动态变化,并获得了优于传统HARQ的性能表现;DAI J. C.^[10]等利用基于高斯噪声的非线性变换实现自适应语义通信框架,并可根据不同信道情况进行速率分配,以达到在无线信道中较好的传输效果。此外,应用于物联网(IoT)的云网络架构场景与后5G大规模连接场景中的相关框架也有优异的表现。

3) 本地背景知识库设计

在语义通信的场景中,一个优异的本地知识库是收发端进行语义提取和生成的重要因素。关于本地背景知识库的工作目前仍处于探索阶段。XIA L.^[16]等从理论角度讨论了本地知识库匹配问题对语义通信中用户联合与带宽分配的影响。S. KADAM^[17]等针对不同场景进行定制化的背景知识库的收集和获取,也就是说收发端仅在该案例下完成对知识库的利用。S. KADAM等在工作中考虑足球赛事解说的场景并构建语义知识库,显著提高传输效率。此外,聊天生成式预训练转换器(ChatGPT)^[18]使用参数量巨大的模型和海量的优质原始数据,预训练出一个能够胜任各种场景、各种问题的语义交互知识库,使通用人工智能技术不再遥不可及。

业界的相关研究都验证了语义通信在6G智能网络应用

中的巨大潜力。因此,语义通信被视为实现“万物智联”愿景的重要助力。

2 语义通信理论建模

基于相关工作,我们不难发现,通用、完整的理论建模仍是语义通信领域的一大空白。为了对已有的语义通信框架提供适配的理论模型,本节中我们将着重讨论语义通信理论的数学建模。我们将点对点刻画语义信息的信源编码模型,拓展到JSCC模型,并给出特定场景的一些初步结论。

2.1 语义感知的信源编码模型

文献[10]中,LIU J. K.提出刻画语义信息的信源编码模型。如图3所示^[13],信源的语义特征被刻画为不可见的信源 S , S 服从分布 P_S 且至信源可观测外部特征 X 的转移概率为 $P_{X|S}$ 。与传统间接信源编码仅要求恢复不可见信源 $\hat{S}$ 有所不同,译码端要求同时恢复语义重建与比特重建,失真测度函数 $d_s(s,\hat{s})$ 与 $d_x(x,\hat{x})$ 分别对应要求的失真度约束。基于该模型,其速率-失真函数被表述为:

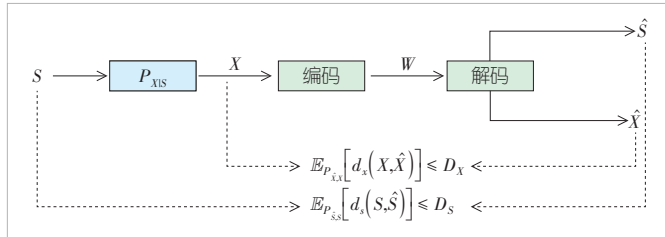
$$\begin{aligned} R(D_S, D_X) &= \min_{P_{\hat{S}, \hat{X}}} I(X; \hat{S}, \hat{X}), \\ \text{s.t. } \mathbb{E}_{P_{X, X}}[d_x(X, \hat{X})] &\leq D_X, \\ \mathbb{E}_{P_{S, S}}[d_s(S, \hat{S})] &\leq D_S. \end{aligned} \quad (2)$$

在特定情形下(如 S 与 X 联合高斯分布且失真测度采用均方误差),基于该模型的速率失真函数可通过线性最小均方误差估计(LMMSE)的线性特性以及代理(surrogate)^②失真测度获得。

2.2 语义感知的边信息编码模型

在实际应用场景中,上述的间接信源编码模型可以拓展为具有边信息的场景模型。

图4展示了具有边信息的语义信源编码模型。该模型在编码器与解码器端存在的背景知识库被建模为两个有限样本



▲图3 刻画语义信息的信源编码模型^[13]

②在联合高斯情形下,对 S 的失真约束可以退化为对 X 的失真约束。

空间的随机变量 U 与 V ,即收发端在处理语义序列时利用两边的边信息进行编解码。考虑到背景知识的编码模型更贴近实际的语义通信模型,其速率-失真度函数 $R^s(D_S, D_X)$ 可通过求解拓展至长马尔科夫链的Wyner-Ziv问题来获得。基于该模型的退化情形如下:

1) U 与 V 都可用且 $U=V$, $R^s(D_S, D_X)$ 退化至语义感知的条件率失真函数为

$$R_{X|V}(D_S, D_X) = \min_{P_{\hat{S}, \hat{X}|V}} I(X; \hat{S}, \hat{X}|V); \quad (3)$$

2) U 与 V 都不可用, $R^s(D_S, D_X)$ 退化至 $R(D_S, D_X)$;

3) U 不可用, V 可用,我们引入不同于码字 W 的辅助随机变量 Q , $\hat{X} = \hat{X}(Q, V)$, $\hat{S} = \hat{S}(Q, V)$,可以得到:

$$R^s(D_S, D_X) = \min_{P_{Q|X, V}} I(X; Q|V). \quad (4)$$

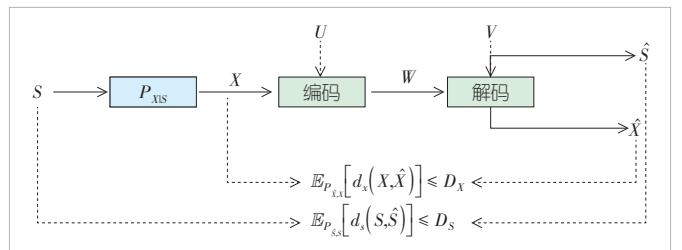
公式(4)的失真度约束同语义感知的信源编码模型(公式(2))。对于具有边信息的任意信源模型,其率失真函数的闭式表达仍是一个开放问题。我们将该点对点的信源编码模型拓展至通信问题中,并提出一个泛用性较高的语义感知的JSCC模型。

2.3 语义感知的信源信道联合编码模型

在文献[19]中,我们引入了语义感知的JSCC模型,具体如图5。对可观测信源序列 X^k 进行JSCC编码后,可以得到码字 Y^n ,再经信道后得到码字 Z^n ,之后译码为语义恢复 $\hat{S}$ 与观测恢复 $\hat{X}$ 。其中,编码方案要求语义恢复与观测恢复的失真程度在给定阈值 D_S 与 D_X 范围内。与信源压缩模型不同的是,引入信道模型后,速率失真函数不再具备较高的参考价值。因此,我们定义错误事件与错误概率:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}(s^k, x^k) &= \{z^n: d_s(s^k, \psi_s^k(z^n)) > D_S \text{ or } d_x(x^k, \psi_x^k(z^n)) > D_X\}, \\ \mathbb{P}(\mathcal{E}) &= \sum_{x^k} P_{x^k}(s^k) \sum_{s^k} P_{s^k|x^k}(s^k|x^k) \sum_{z^n \in \mathcal{E}(s^k, x^k)} P_{z^n|y^n}(z^n|\varphi^n(x^k)). \end{aligned} \quad (5)$$

基于上述语义感知的JSCC模型的错误概率的内外界能够反映语义与观测失真度约束对通信译码错误概率的影响,具有较高的研究价值。考虑到码字块长 $k \rightarrow \infty$ 的渐进情况,



▲图4 具有边信息的语义信源编码模型

错误概率内外界的具体推导由 Csiszar 的单约束 JSCC 发展为两约束 JSCC: 在长马尔科夫链的情形下, 错误概率的逆定理即球填充外界 (Sphere-packing Bound), 可由最优列表译码得到; 错误概率的正定理则可以通过构造考虑语义序列的高维随机箱 (即随机编码) 得到。值得一提的是, 可达界可以通过删除较差码字得到更好的随机码本。该错误概率模型同样可以通过特定信源信道分布如信源联合高斯、信道瑞丽衰落、信道多输入多输出 (MIMO) 等得到更具体的表达式, 并进行解析或数值求解。此外, 除了错误概率, 该模型可以推导错误指数 (反应误码率下降的指数级速度), 从收敛性角度指导损失函数的计算; 推导可行速率区域, 通过角点指导现实方案的设计等。

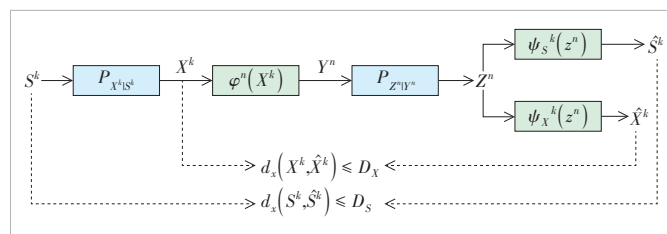
该 JSCC 模型很大程度上适配了现有的语义通信工作模型, 我们以现有的工程可实现框架为例: 一方面, 在文献 [15] 中, 图片序列 X^k 蕴含语义特征 S^k , 经由 JSCC 编码后得到序列 Y^n , 并经过信道传输接收得到加扰序列 Z^n , 在译码端由 $\psi_X^k(z^n)$ 恢复为图片像素 $\hat{X}^k$, 从而完成重建任务, 再由 $\psi_S^k(z^n)$ 恢复为语义特征进行分类任务, 即为同时执行图像恢复与下游任务的语义通信框架^②。另一方面, 将观测失真度约束取消即 $D_X \rightarrow \infty$, 对应文献 [9] 中恢复视频信号的单任务语义通信框架; 将语义失真度取消即 $D_S \rightarrow \infty$, 对应以精准恢复比特为目标的传统通信框架; 将 JSCC 拆解为独立的两个编码器, $\varphi^n(\cdot) = \varphi_1^m(\cdot)\varphi_2^n(\cdot)$, 即采用分离信源信道编码 (SSCC) 的语义通信架构, 见文献 [12]。

3 挑战与问题

基于以上的介绍与讨论, 本节将会从理论建模和实际应用两个角度, 介绍语义通信在无线网络应用中的潜在挑战与开放性问题。

3.1 语义通信理论通用数学建模

现有语义信息的研究通常集中于测度定义与理论建模。



▲图5 语义感知的信源信道联合编码模型^[19]

② k 指块长, 即 k 张图片对应 k 个语义特征, 且 k 张图片同时编码得到 n 长的码字。图片本身维度、语义特征序列的维度与块长没有关系。在现实语义通信场景中, 我们通常需要 X 的维度大于 Y 的维度。

本文中, 我们介绍了一个具有研究价值的 JSCC 模型, 但其点对点的建模特性对现实场景的通信设计仍有影响, 例如: 在多用户场景、云/边缘场景、考虑边信息 (即收发两端的语义知识库) 场景中, 语义通信的理论建模将会发生改变。因此, 如何将语义通信在现实通用的场景中合理建模是一个挑战。首先, 语义信息的具有隐藏信源的特性, 因此在 CEO 问题 (间接多用户信源编码模型中的率失真问题)、Wyner-Ziv 问题、多址接入 (Multiple-Access Channel)、广播 (Broadcast Channel) 问题中引入间接信源是一种解决方案, 但可达速率的边界、错误概率等的推导仍不清楚; 其次, 我们研究的是基于无限块长的编码模型, 渐进等分性、联合典型工具对有限块长的性能损失研究是无法适用的。

3.2 语义传输与通信协议设计

大多数的语义通信框架集中于物理层的设计, 语义与通信协议层结合的设计涉及较少。这是由于现有的下层协议设计大多是为了满足上层不同类型的需求, 这会导致协议设计需要较高的泛用性。当语义通信执行特定下游任务时, 现有的协议设计将会带来大量的物理层资源消耗。这会使得再好的物理层设计 (如语义提取模块、信道 CSI 估计算法) 都存在不必要的性能瓶颈。因此, 语义感知能力与现有通信协议的结合是一个亟待解决的问题。

3.3 跨模态语义融合传输架构设计

现有的语义传输更关注端到端的单一模态通信问题, 例如: 发送图片、接受图片、执行图片相关的下游任务。可以预见的是, 在 6G 的智能网络范畴内, 跨模态的通信模式是一种必然, 即发送端需要同时处理文本与视频或语音与图片等模态组合, 随后在接收端执行多媒体的语义任务。对于这类需求, 现有的框架大都无法满足, 或是只能做到简单组合。因此对于宽泛的应用需求, 如何满足跨模态的语义通信仍不明确。

3.4 本地背景知识库的设计与更新

对于语义通信的范式而言, 本地知识库是完成低码率传输的一个重要保障。也就是说, 语义通信的性能在很大程度上取决于收发两端的背景知识的重叠率与完备程度。除了背景设计之外, 语句的含义或者知识库会随着时代的发展改变或迭代, 因此需要周期性地更新以达到预期的语义通信性

能。针对收发两端本地知识库的重叠比率、涵盖范围等,已有研究进行了初步的建模,但仍然存在泛化性较差、耗费资源过多等问题。因此如何高效地对本地背景知识库进行设计与更新是一个重大挑战。

4 结束语

本文中,我们对语义通信的研究现状与前景进行了讨论,并基于理论模型与机器学习展开了分析。首先,从刻画语义信息的间接信源编码模型出发,将间接信源视为不可观测的语义信息,直接信源视为可被捕获的外部信息,并介绍了两个具有研究价值的语义信源编码模型。接着,我们将其点对点信源编码模型拓展至语义感知的JSCC模型中,并推导了初步性能边界。我们认为该模型对现有语义通信框架有较高的适配度,其性能极限分析对现有工作也有着较大的指导意义。最后,指出现有语义通信框架面临的挑战与开放性问题。语义通信是继物理层通信之后的6G无线网络新兴范式,在“万物智联”愿景时代中必然占有一席之地。

参考文献

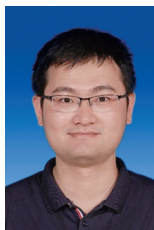
- [1] ZHANG P, XU W J, GAO H, et al. Toward wisdom-evolutionary and primitive-concise 6G: a new paradigm of semantic communication networks [J]. Engineering, 2022, 8: 60–73. DOI: 10.1016/j.eng.2021.11.003
- [2] SHANNON C E, WEAVER W. The mathematical theory of communication [M]. Urbana: University of Illinois Press, 1949
- [3] BAR-HILLEL Y, CARNAP R. Semantic information [J]. The British journal for the philosophy of science, 1953, 4(14): 147–157. DOI: 10.1093/bjps/iv.14.147
- [4] BAO J, BASU P, DEAN M K, et al. Towards a theory of semantic communication [C]//Proceedings of 2011 IEEE Network Science Workshop. IEEE, 2011: 110–117. DOI: 10.1109/NSW.2011.6004632
- [5] JUBA B. Universal semantic communication [M]. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011
- [6] FLORIDI L. Outline of a theory of strongly semantic information [J]. Minds and machines, 2004, 14(2): 197–221. DOI: 10.1023/B: MIND.0000021684.50925.c9
- [7] BOURTSOULATZ E, BURTH KURKA D, GÜNDÜZ D. Deep joint source-channel coding for wireless image transmission [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2019, 5(3): 567–579. DOI: 10.1109/TCCN.2019.2919300
- [8] WENG Z Z, QIN Z J. Semantic communication systems for speech transmission [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2021, 39(8): 2434–2444. DOI: 10.1109/JSAC.2021.3087240
- [9] JIANG P W, WEN C K, JIN S, et al. Wireless semantic communications for video conferencing [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(1): 230–244. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3221968
- [10] DAI J C, WANG S X, YANG K, et al. Adaptive semantic communications: overfitting the source and channel for profit [EB/OL]. (2022–11–08). [2023–01–20]. <https://arxiv.org/abs/2211.04339>
- [11] KOUNTOURIS M, PAPPAS N. Semantics-empowered communication for networked intelligent systems [J]. IEEE communications magazine, 2021, 59(6): 96–102. DOI: 10.1109/MCOM.001.2000604
- [12] CHATTOPADHYAY A, HAEFFLE B D, GERMAN D, et al. Quantifying task complexity through generalized information measures [EB/OL]. (2020–09–28) [2023–01–28]. <https://openreview.net/pdf?id=vcKVhY7AZqK>, 2020
- [13] LIU J K, SHAO S, ZHANG W Y, et al. An indirect rate-distortion characterization for semantic sources: general model and the case of

- Gaussian observation [J]. IEEE transactions on communications, 2022, 70(9): 5946–5959. DOI: 10.1109/TCOMM.2022.3194978
- [14] NIU K, DAI J C, YAO S S, et al. A paradigm shift toward semantic communications [J]. IEEE communication magazine, 2022, 60(11): 113–119. DOI: 10.1109/MCOM.001.2200099
 - [15] TONG W J, LIU F F, SUN Z F, et al. Image semantic communications: an extended rate-distortion theory based scheme [C]//Proceedings of 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2023: 1723–1728. DOI: 10.1109/GCWkshps56602.2022.10008733
 - [16] XIA L, SUN Y, NIYATUO D, et al. Wireless semantic communication: A networking perspective [EB/OL]. (2022–12–29) [2023–01–28]. <https://arxiv.org/abs/2212.14142>
 - [17] KADAM S, KIM D I. Knowledge-aware semantic communication system design and data allocation [EB/OL]. (2022–12–30) [2023–01–28]. <https://arxiv.org/abs/2301.034568>
 - [18] ABDULLAH M, MADAIN A, JARARWEH Y. ChatGPT: fundamentals, applications and social impacts [C]//2022 Ninth International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS). IEEE, 2022: 1–8. DOI: 10.1109/SNAMS58071.2022.10062688
 - [19] SHI Y X, SHAO S, WU Y P, et al. Excess distortion exponent analysis for semantic-aware MIMO communication systems [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2023, (99): 1. DOI: 10.1109/TWC.2023.3238463

作者简介



施雨轩, 上海交通大学网络空间安全学院在读博士研究生; 主要研究方向为信息论与编码、语义通信。



吴泳澎, 上海交通大学教授、IEEE Senior Member, IEEE ICC、Globecom、VTC等国际著名会议技术委员会主席及委员; 研究方向为空时无线通信理论与关键技术; 主持国家自然科学基金、国家重点研发子课题, 负责中兴通讯、国家电网等的多个科研项目; 获国家自然科学基金委优秀青年基金、IEEE通信学会亚太区杰出青年研究学者奖、季寒冰青年教师奖、中国科协“青年托举人才计划”和2014德国洪堡学者等荣誉, 博士论文《多用户MIMO传输理论方法》获首届中国通信学会“全国信息通信领域优秀博士学位论文”, 并获多个学术会议最佳论文奖; 发表论文100余篇。



张文军, 上海交通大学教授、数字电视国家工程研究中心首席科学家、未来媒体网络协同创新中心主任; 主要研究方向为视频编码与无线传输、多媒体语义分析与广播/宽带网络融合; 是2006年发布的中国DTTB标准(DTMB)的主要贡献者; 发表论文130余篇, 拥有专利238项。