

语义编码与经典信道编码融合研究



Research on Fusion of Semantic Coding and Classical Channel Coding

向际鹰/XIANG Jiyong^{1,2}, 段向阳/DUAN Xiangyang^{1,2},
冯雨龙/FENG Yulong^{1,2}

(1. 中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057;
2. 移动网络和移动多媒体技术国家重点实验室, 中国 深圳 518055)
(1. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;
2. State Key Laboratory of Mobile Network and Mobile Multimedia Technology, Shenzhen 518055, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.2024S1004

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240724.1035.004.html>

网络出版日期: 2024-07-24

收稿日期: 2023-11-25

摘要: 目前的语义通信研究尚未阐明语义编码与经典信道编码之间的关系、语义编码在现有通信框架中的可行性, 以及影响语义编码的关键因素等。对基于联合信源信道编码的语义通信系统进行了理论分析, 设计了语义编码与经典信道编码的融合实验, 展示了语义编码的潜在优势, 探索了语义编码与经典信道编码之间的关系, 研究了后续将语义通信应用于经典通信框架的基础方法。

关键词: 人工智能; 语义通信; 经典信道编码; 联合信源信道编码; 融合实验

Abstract: Current research on semantic communication has not yet elucidated the relationship between semantic coding and classical channel coding, the feasibility of semantic coding within existing communication frameworks, and the critical factors influencing semantic coding. In this paper, we conduct theoretical analysis of the semantic communication system based on joint source-channel coding and perform the integrated experiment between semantic coding and traditional channel coding. These efforts partially reveal the potential advantages of semantic communication, establish the relationship between semantic coding and classical channel coding, and lay the foundation for the future application of semantic communication within classical communication frameworks.

Keywords: artificial intelligence; semantic communication; classical channel coding; joint source-channel coding; integration experiments

引用格式: 向际鹰, 段向阳, 冯雨龙. 语义编码与经典信道编码融合研究 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(S1): 24-32. DOI: 10.12142/ZTETJ.2024S1004

Citation: XIANG J Y, DUAN X Y, FENG Y L. Research on fusion of semantic coding and classical channel coding [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(S1): 24-32. DOI: 10.12142/ZTETJ.2024S1004

1948年, SHANNON采用“熵”的概念, 对通信过程进行了数学建模, 并一直沿用至今^[1]。但是, 他同时也强调“*These semantic aspects of communication are irrelevant to the engineering problem*”。因此, 后续该论文再版时, WEAVER重新定义了通信的概念^[2], 并从3个层面对其进行了阐述:

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?

人们现在将这3个层面的问题归纳为: 语法问题、语义问题和语用问题。其中, 第1个问题在信息论中得到了很好

的解决, 但后续2个问题引发了对通信定义的进一步讨论和思考, 并催生出语义通信的概念。CARNAP和BAR-HILLEL率先用逻辑概率代替统计概率来描述基于命题的语义信息^[3]。他们认为, 句子为真的逻辑概率越高, 其语义信息含量就越低。随后, FLORIDI等也分别从各种自然语言属性, 包括语言真性^[4-5]、模糊性^[6]、随机性^[7]和物理属性^[8]等, 研究了语义测量指标。然而, 由于自然语言的复杂性以及缺少有效的数学统计工具^[9], 到目前为止, 业界依然没有一个公认的度量方法来衡量语义。因此, 语义通信中, 信道到底扮演什么样的角色, 还缺少类似SHANNON三大定理那样的理论基础。

近年来, 人工智能 (AI) 的发展给信息的存储和使用带来了革命性变化。尤其是一系列大型语言模型, 彻底改变了

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1807202)

信息的传统使用方式^[10-11], 信息技术新时代的大门即将被打开。AI的快速发展对于传统通信行业而言既是挑战, 也是机遇。一方面, AI应用的兴起必将带来巨量的数据传输, 可能会使目前的通信网络不堪重负; 另一方面, 人们发现人工神经网络在自然语言和语法逻辑建模方面十分有效, 是最佳的语义衡量器和提取器。AI的不断发展也促进了语义通信的进一步发展, 包括以传输图像为主的深度信源信道联合编码(DeepJSCC)系统^[12]、以传输文本为主的深度学习语义通信(DeepSC)系统^[13], 以及后续以此为基础的一系列语义通信系统的演变^[14-16]。

语义通信基于人工神经网络(ANN)强大的非线性拟合能力, 意图在语义维度上对信源实现进一步数据压缩。语义通信系统的基础架构一般为生成对抗网络(GAN)^[12]或者自编码器(AE)^[13]。语义通信系统的编译码器采用端到端训练方式优化, 在训练过程中无法像经典通信那样严格区分信源编码模块与信道编码模块。这样的训练过程也决定了语义通信系统需要基于联合信源信道编码(JSCC)方式实现^[17]。但是, 一方面, 作为联合编译码器的ANN难以解释, 无法直接建模说明语义通信系统到底能否从联合编码中获得增益。尤其是目前的语义通信系统实现均与信道没有显性相关关系, 只是在语义编译码器训练过程中将信道视为其中的一层。因此, 还需要进一步实验来确认其优于分离编码方式。另一方面, SHANNON在理论上证明了无限复杂度、无限码长, 以及在无失真条件下信源信道分离编码(SSCC)系统的最优性^[1]。但如果上述任意一项条件被破坏, 分离实现的最优性是否依然成立, 就值得商榷。更进一步地说, JSCC在这种情况下, 理论上是否能比SSCC方式产生增益, 还需要进一步阐明。

为了解决上述问题, 本文主要研究如下:

- 1) 针对语义通信JSCC方式, 理论分析其在实际应用场景中可以达到最优, 但此时SSCC方式不一定与其等价。
- 2) 针对语义编码与经典信道编码进行融合实验, 在一定程度上证明基于JSCC方式的语义通信, 相比基于SSCC的语义通信具有一定增益。

3) 针对影响语义编码与经典信道编码融合系统性能的因素进行深入分析, 为后续将语义通信融入经典通信框架, 在实际通信场景中的部署奠定基础。

1 信源信道联合编码增益的理论分析

SHANNON在其著名文章^[1]中提出, 当不考虑复杂度时, SSCC可以达到与JSCC一样的效果。但是, 实际通信系统并不严格满足上述两者等价的前提条件。实际通信场景中, 信源往往采用失真编码方式, 信道不是离散无记忆信道。此外, 根据实际通信系统使用情况, 还需要考虑有限码长、多用户、时延要求等条件。这就使得理论证明不适用于实际情形, 基于SHANNON理论搭建的通信系统在实际使用场景中无法达到最优的情况。

1.1 分离编码最优性

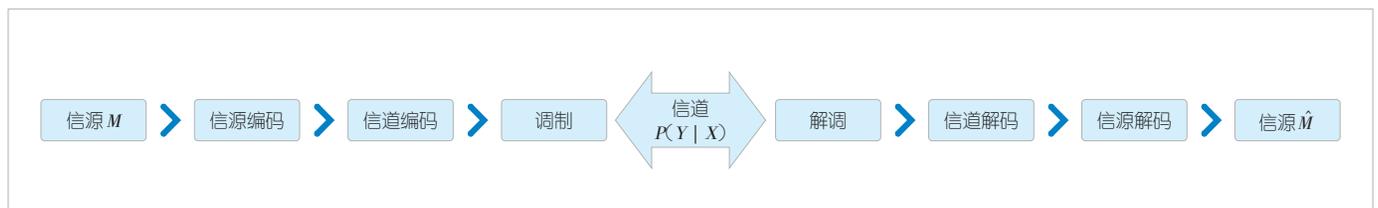
图1是基于SHANNON无差错传输理论的通信系统, 其中 M 表示信源发出消息, \hat{M} 表示信宿接收消息, X 表示信道输入, Y 表示信道输出, $P(Y|X)$ 表示信道转移概率分布, 或称其为信道条件分布。

经典通信系统基于信源编码定理、信道编码定理和分离定理^[9], 其通信过程如图1所示。如果 M 表示信源, $P(M)$ 表示信源分布, $H(M)$ 表示信源的熵, R_s 表示信源编码速率, 当不考虑信源符号所代表的具体含义, 并且认为其属于典型集时, 可得到无损信源编码定理:

定理1: 对于给定的信源 M 和编码速率 R_s , 若 $R_s > H(M)$, 则 R_s 是可达的; 若 $R_s < H(M)$, 则 R_s 是不可达的。

该定理表明, 对于给定的离散无记忆信源, 如果信源编码速率 R_s 超过信源熵, 则存在编码方法, 只需要对典型序列进行标号, 当编码码字无限长时, 能够使得译码错误率为任意小。但在实际使用过程中, 信源往往不是离散无记忆信源(尤其针对图像), 码字长度也不能趋于无限长, 这是因为通信系统对译码复杂度或时延是有要求的。

对于信道, 假设给定容量为 C 的离散无记忆信道 $\{X, P(Y|X), Y\}$, 其中 X 表示信道输入, Y 表示信道输出, X 与



▲图1 基于SHANNON无差错传输理论的通信系统

Y 构成联合典型集, $P(Y|X)$ 为信道条件分布, 此时存在以下信道编码定理:

定理2: 若信道编码速率 $R_c < C$, 则速率 R_c 是可达的。即对于任意信道编码速率 $R_c < C$, 存在一个 $(2^{nr_c}, n)$ 的码字序列, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 其误码率 $P_e^{(n)} \rightarrow 0$; 反之, 若 $(2^{nr_c}, n)$ 码字序列的误码率 $P_e^{(n)} \rightarrow 0$, 必有 $R_c < C$ 。

该定理表明, 当所采用信道编码的编码速率小于信道容量时, 可以借助编码的方法使得信道译码错误率趋近于0, 而且该错误率会随着码长的增加按照指数规律下降。但是, 在实际通信过程中, 往往无法保证信道是离散无记忆的, 更无法保证信道编码可以无限长, 信道译码可以不计复杂度。

需要注意的是, 上述无损信源编码定理不依赖于信道, 信道编码定理也不依赖于信源分布, 因此根据SHANNON所述信源信道编码定理, 即可得到分离编码最优的结果。

定理3: 如果 m_1, m_2, \dots, m_n 为有限字母表上满足渐进均分性和 $H(M) < C$ 的随机过程, 则存在一个信源信道编码使得误差概率 $P_e^{(n)} \rightarrow 0$ 。反之, 对于任意平稳随机过程, 如果 $H(M) > C$, 那么误差概率远离0, 从而不可能以任意低的误差概率通过信道发送这个信源。

定理3结合无损信源编码定理与信道编码定理, 最终得到“如果对原始信源 M 进行传输, JSCC与SSCC是等价的”这个结论, 即分离定理。但是, 上述SHANNON通信模型是很理想的抽象, 虽高度概括了各类通信系统的本质, 但远远不能刻画人类面临的实际通信问题: 一方面, 如果将人类语言作为信源, 由于其具有非平稳性, 不是各态历经的, 而且语言还具有模糊性, 并非一定是确定的, 因此概率论中没有有效的工具能够处理如此复杂的过程; 另一方面, 如果将人作为信宿, 其发出消息和接收消息的空间是不同的, 不同人还具有不同的消息判决策略, 因此这些空间和策略是动态变化的。事实上, SHANNON也曾试图采用概率方法对英语做近似表述^[8], 计算相应的语言熵, 但其效能有限, 未能获得进一步发展。综上所述, 经典的信息理论远远无法刻画所有的通信过程^[9]。

1.2 数据失真情况下的联合编码最优性

语义通信就是为了解决上述困境而诞生的。本文认为, 语义通信允许数据失真, 但是可以采用建立先验信息, 即知识库, 使得语义能够保真传输的通信方式^[17]。这是因为, 语义通信更关注人, 或者具有“智能”的机器对信息的理解与感受, 而并不聚焦在数据是否无失真传输。当信源编码采用失真编码时, 1.1节中基于无损信源编码定理与信道编码定

理无依赖条件, 所得到的分离定理并不成立, 此时描述信源编码过程的是率失真函数。本文用 $d(m, \hat{m})$ 来表示失真函数, 其期望表示平均失真 $D = E[d(m, \hat{m})]$ 。如果用 P_D 表示满足平均失真 D 的任意概率分布, $I(M; \hat{M})$ 表示发出消息与接收消息的互信息, 那么率失真理论的主要定理为^[19]:

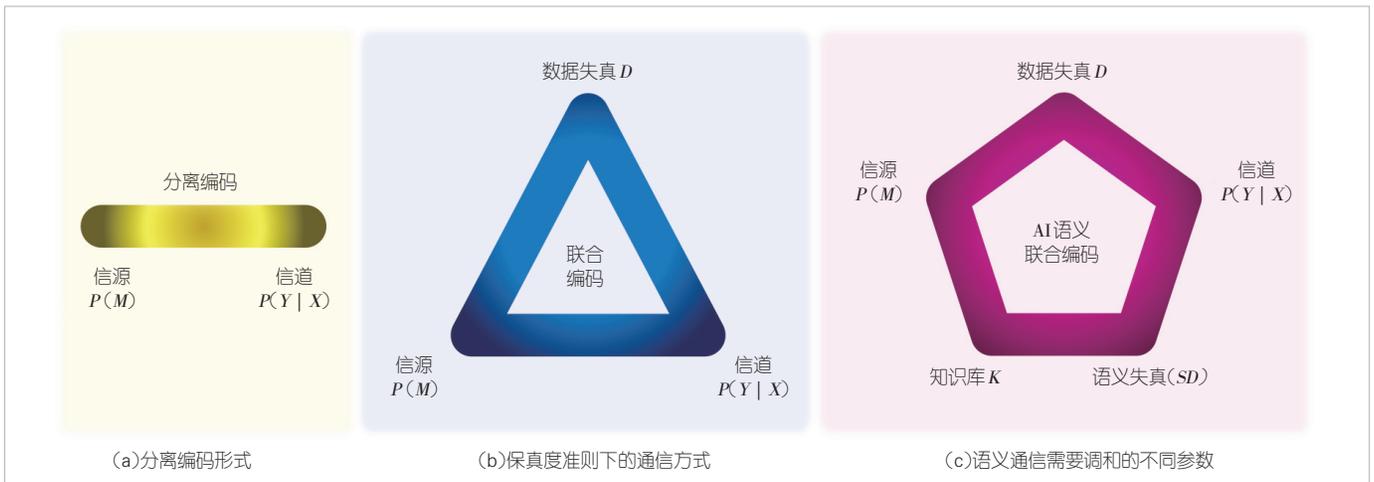
定理4: 对一个分布为 $P(M)$ 的独立同分布信源 M , 假设其信源译码后为 \hat{M} , 如果失真函数为 $d(m, \hat{m})$, 则率失真函数 $R(D)$ 等于信息率 - 失真函数 $R^{(I)}(D)$, 即 $R(D) = R^{(I)}(D) = \min_{P(\hat{m}|m) \in P_D} I(M; \hat{M})$ 是在平均失真 D 下可达的最小信息速率。反之, 对任意满足平均失真 D 的率失真码, 必然有 $R \geq R^{(I)}(D)$ 。

当采用率失真函数描述信源编码过程, 采用信道编码定理描述信道编码过程时, 两者是否具有依赖性, 就成为JSCC是否比SSCC更有优势的关键。实际上, SHANNON在提出率失真理论的同时, 也对两者进行了对比^[19], 发现此时的JSCC依旧可以达到最优, 但是并没有对JSCC达到最优的条件以及SSCC是否依然与其等价, 做进一步分析。后来经过人们进一步研究, 对第一个问题做出了部分回答^[20]:

定理5: 对于给定的信源分布 $P(M)$, 信道条件分布 $P(Y|X)$, 以及相应的单字母编码方式 (f, g) , 如果 $I(M; \hat{M}) > 0$, 当且仅当失真函数满足 $d(m; \hat{m}) = -c \log_2 p(m\hat{m}) + d_0(m)$, 其中 $c > 0$, 并且 d_0 为 m 的函数时, 通信系统能够达到最优传输效果。

图2形象地表示了SHANNON三大定理描述的分离编码形式、保真度准则下的通信方式, 以及语义通信需要调和的不同参数。

对于无损信源编码, 定理1、定理2与定理3共同指出, 可以通过编码的方式对信源分布与信道条件分布进行调和, 并且可以在信源端与信宿端分离编码, 效果与联合编码等价, 不会影响其最优性; 对于有损信源编码, 即保真度准则下的通信, 定理3、定理4与定理5共同指出, 在存在一定数据失真 D 的情况下, JSCC方式依然可以对信源分布与信道条件分布进行调和, 并且达到最优性能。但是, 失真函数需要满足固定形式, 该形式与信源分布与信道条件分布均有关。进一步地, 在目前工程上可以实现的情况下, 在实际通信过程中获得最优码率的JSCC方式是可实现的。但是, SSCC方式由于无法建立码率的解析表达式, 因此是次优的实现方案。语义通信需要建立先验知识库 K , 是在先验知识库 K 的条件下建立的最优编码方案。此外, 或许还可以根据通信的目的, 产生一定的语义失真 SD , 因而其信源压缩或许可以更进一步, 调和信源分布与信道条件分布的编码或许



▲图2 在通信方式向语义演进过程中,不同编码方式需要考虑的因素

也更加容易设计,从而产生增益。但是,由于目前没有统一的语义通信理论,上述关于语义通信的结论并未获得严格证明,因此需要进行实验验证。

2 针对联合信源信道编码方式的语义通信系统实验

为了验证基于JSCC方式的语义通信效果,本文设计了一套基于文本传输的语义通信系统,并与经典的SSCC方式进行比较。

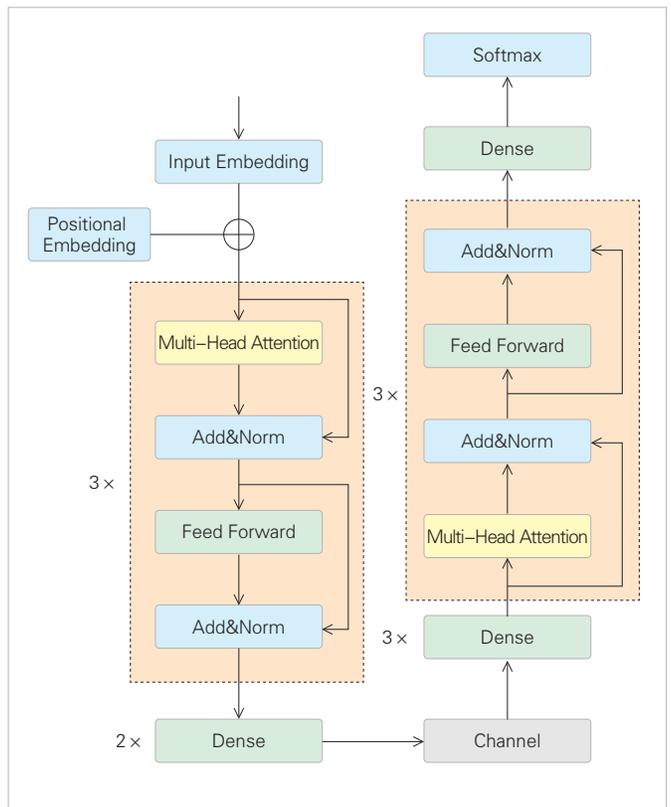
2.1 语义通信系统框架与传输基准

图3为针对文本数据传输的语义通信系统结构示意图。该系统采用Transformer Encoder作为语义编码器,采用Dense层控制信道输入和输出数据维度,采用Transformer Decoder作为语义译码器。具体参数见表1。

本文采用的实验数据为“欧洲议会数据集”中的语料数据,该数据集总共包括200多万条英文句子。考虑到训练语义通信系统的复杂性和硬件设施的限制,首先筛选其中长度为30个左右英文单词的句子,从而得到73 536条句子,再将其中10%作为测试集,剩余句子作为训练集,进而对语义编译码器的参数进行优化。训练阶段采用Adma优化器,学习率设置为 10^{-4} ,epoch设置为100,batch大小设置为64,在一块Tesla V100的图形处理器(GPU)上进行训练。测试阶段让系统在各自测试条件下分别运行,并采用贪婪搜索方式进行译码。

由于构成语义编译码器的ANN一般采用端到端联合训练,这会使得梯度经过信道回传,从而影响语义编译码器的参数优化。本文认为这是一种JSCC的语义通信系统,简称JSCC语义通信。但是,如果作为语义编译码器的ANN脱离

信道训练,只参与信源编译码,这样的系统我们认为是一种SSCC的语义通信系统。在SSCC语义通信系统中,信源编码方式采用语义编译码器实现,仍然采用端到端联合训练,与JSCC不同之处在于训练时不加信道的影响。但是,在测试过程中,需要采用信道编码对抗信道噪声,信道编码仍然采用经典的编码方式。本文采用的是新空口(NR)低密度奇偶校验码(LDPC)编码,简称为两者的联合为SSCC语义通



▲图3 针对文本数据传输的语义通信系统结构

▼表1 针对文本数据传输的语义通信系统参数配置

模型	层	参数
语义编码器	Position Encoding	512
	Dropout	$p = 0.1$
	Transformer Encoder × 3	128 (8 heads)
	Dense+ReLU	256
	Dense	16
	Power Normalization	$x/\Sigma x^2$
信道	AWGN	SNR: -8~16 dB
	Dense+ReLU	128
	Dense+ReLU	512
语义译码器	Dense	128
	Transformer Decoder × 3	128 (8 heads)
	Dense	3 780
	Softmax	Greed search

AWGN: 加性高斯白噪声 SNR: 信噪比

信。此外，如果 JSCC 语义通信与经典信道编码联合实现，则将其称为融合经典信道编码的语义通信系统，简称为融合语义通信。

本文采用双语评估研究指标 (BLEU) 作为衡量通信效果的指标。该指标在自然语言处理中常被用来衡量翻译效果，在语义通信系统中则常被用来衡量文本传输效果，其计算公式如下：

$$BLEU = BP \cdot \exp\left(\sum_{n=1}^N \omega_n \log P_n\right), \quad (1)$$

$$BP = \begin{cases} 1 & \text{如果 } c > r \\ e^{1-r/c} & \text{如果 } c \leq r, \end{cases} \quad (2)$$

其中，BP 为长度惩罚因子， r 为目标句子长度， c 为要传输的句子长度， ω_n 为 n 元词的权重 (在本次实验中选择为 $\omega_1 = 1$ ，即只统计一元词)， P_n 为传输信息中 n 元词在接收信息中出现的概率：

$$P_n = \frac{\sum_k \min(C_k(\hat{M}), C_k(M))}{\sum_k \min(C_k(\hat{M}))}, \quad (3)$$

其中， C_k 表示第 k 个 n 元词出现的频次。

2.2 结合经典信道编码的传输实验

为了保证对比充分，本文设计了 3 组实验，每组实验又分为 3 个小组。各组实验配置如表 2 所示。

每一组实验分为 3 个小组，总共开展 9 个实验。第一组实验针对原始语义通信系统进行测试，第二组实验针对量化后的语义通信系统进行测试，第三组实验针对融合 NR LDPC 编码的语义通信系统进行测试。实验结果如图 4 所示。

第一组实验采用原始的语义通信系统进行传输。该组实验分为 3 小组，其中实验 1-1 不通过信道训练语义编译器，同时也不通过信道测试，该结果为直接进行语义编译码的数据压缩效果，作为实验对比基准。实验 1-2 不通过信道训练语义编译器，但是通过信道测试，该结果为直接采用语义压缩后的传输效果。实验 1-3 通过信道训练语义编译器，同时通过信道测试，该结果为 JSCC 语义通信传输效果。

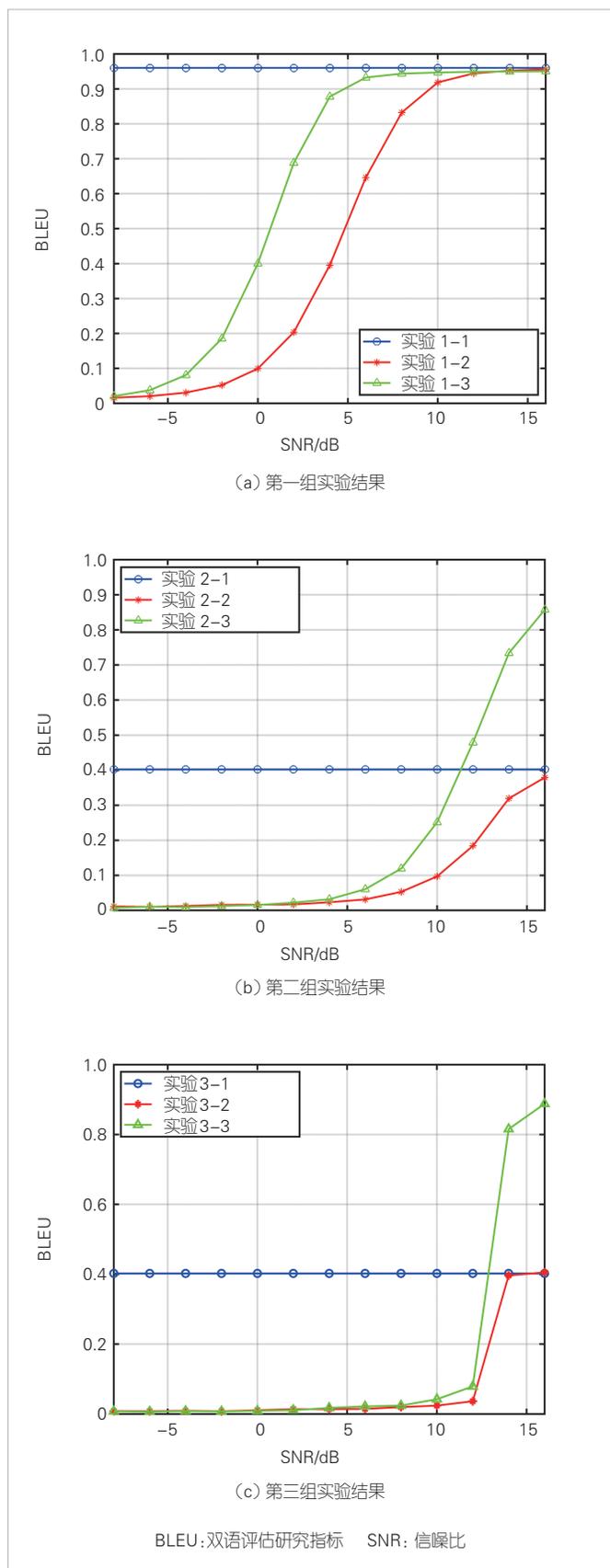
第二组实验采用量化后的语义通信系统。由于信道编码需要对 01 序列实现，因此需要先将语义编码的输出做量化，这里采用均匀量化方法。同时，为了保证每次实验使用的信道次数相同，第二组实验将每一个语义编码量化为 2 bit，并通过 16QAM 调制后传输。其中，实验 2-1 不通过信道训练，也不通过信道测试，该结果为量化后语义编译码的数据压缩效果。实验 2-2 不通过信道训练，但是通过信道测试，展示了量化后语义压缩的传输效果。实验 2-3 通过信道训练，同时也通过信道测试，展示了量化后 JSCC 语义通信传输效果。

第三组实验采用与信道编码融合的语义通信系统。为了

▼表2 传输实验的参数配置

实验序号	语义通信系统是否通过信道训练	量化比特数	调制	NR LDPC 码率	是否通过信道测试	
第一组	1-1	否	无	无	否	
	1-2	否	无	无	是	
	1-3	是	无	无	是	
第二组	2-1	否	2	16QAM	否	
	2-2	否	2	16QAM	是	
	2-3	是	2	16QAM	是	
第三组	3-1	否	2	64QAM	2/3	否
	3-2	否	2	64QAM	2/3	是
	3-3	是	2	64QAM	2/3	是

LDPC: 低密度奇偶校验码 NR: 新空口 QAM: 正交振幅调制



▲图4 结合经典信道编码的传输实验结果

保证所有实验使用的信道次数相同，这里采用码率为2/3的NR LDPC编码，码字长度为3 072，对应的语义编码量化为2 bit，调制方式为64QAM。其中，实验3-1不通过信道训练，也不通过信道测试，该结果是与信道编码融合的语义编译码数据压缩效果。实验3-2不采用信道训练，但是采用信道测试，该结果是与信道编码融合的语义压缩后传输效果，即SSCC语义通信传输效果。实验3-3采用信道训练，同时采用信道测试，该结果是与信道编码融合后的JSCC语义通信传输效果，即融合语义通信传输效果。

图4(a)中，每组实验结果分别用不同颜色的曲线与标记表示。观察蓝线圆圈标记的实验1-1结果可知，如果直接进行语义压缩然后恢复，其BLEU能够达到0.9599，可以认为该数值为本文中的语义通信系统能够达到的最好结果。对比绿线三角标记的实验1-2与红线星标记的实验1-3，发现通过信道传输时采用JSCC语义通信系统，比直接进行语义压缩后传输好4 dB左右。

图4(b)展示了实验2-1、2-2和2-3的结果。观察蓝线圆圈标记的实验2-1结果可知，如果直接对语义编码进行量化调制，然后解调恢复，其BLEU只能达到0.4043，这说明2 bit量化操作产生的量化噪声极大地影响了语义压缩效果。对比绿线三角标记的实验2-2与红线星标记的实验2-3结果，发现经过量化后的JSCC语义编译器不仅优于不通过信道训练的语义编译器，而且优于实验2-1的结果。实验2-3的结果优于实验2-2，这是因为前者训练时考虑了信道，而后者没有任何保护。实验2-3的性能能够突破实验2-1的限制，一方面可能是因为JSCC语义通信系统能够更好地调和信源分布、信源失真、信道条件分布之间的关系（此时的信道噪声将帮助语义编码器对信源进行失真处理，而语义译码器则是基于失真数据尽可能恢复出原始数据的语义信息，信道噪声不再是需要克服的障碍，反而成为克服量化噪声的有利因素）；另一方面，量化噪声也是噪声，因此通过信道训练的JSCC语义通信具有克服一部分量化噪声的能力，最终导致实验2-3传输效果好于实验2-1。出现该现象的原因可能与本文使用的语义编码器结构和训练设置有关。这与我们在第1.2节中的理论分析结果一致。

图4(c)展示了实验3-1、3-2和3-3的结果。观察蓝线圆圈标记的实验3-1结果可知，如果直接进行语义压缩、量化调制以及信道编码，其BLEU同样达到0.4043。这说明融入信道编码不会影响语义通信压缩性能。对比绿线三角标记的实验3-2与红线星标记的实验3-3结果可知，发现融合语义通信性能优于SSCC语义通信。该结果充分说明了JSCC方式带来了超越经典信道编码的传输性能优势，而这部分增

益很可能来自于在先验信息加持下，即语义编译器参数优化后，对信源失真和信道条件分布的调和。此外，实验3-3的结果能超过实验3-1的上限，同样说明采用JSCC形式的语义编译器能够克服一部分量化负增益。

3 影响融合系统性能因素分析

上述实验效果还受到量化位数、调制方式、LDPC码率等参数的影响。本节在信道使用次数固定的情况下，调整了这3个参数（见表3），分别观察其带来的影响。需要注意的是，下述每组实验均对通过信道训练的语义通信系统与不通过信道训练的语义通信系统进行了测试。

由于信道使用次数被固定（为语义编码长度的一半），因此确定量化位数与调制方式后，相当于信源需要传输的比特数目与信道能够传输的比特数目均被确定，此时LDPC所能取到的最大码率就是前者与后者的比值。因此，如表3所示，能够选择LDPC码率的只有第2、4、5组实验，其他3组实验主要体现了量化噪声和调制方式对语义通信系统的影响。

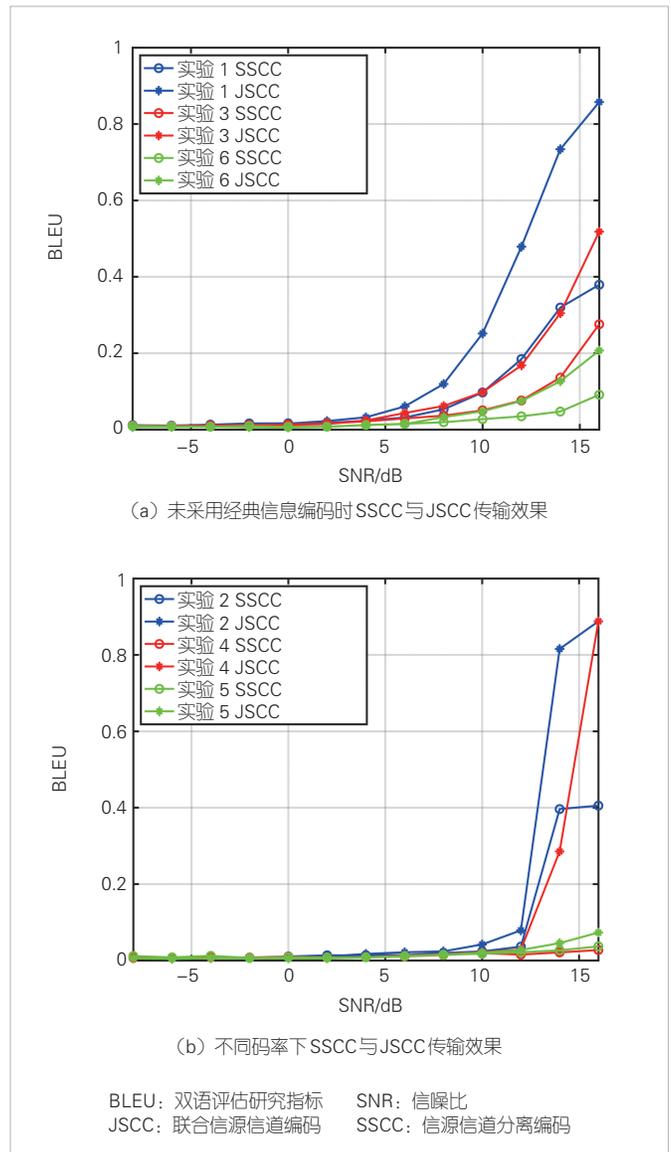
图5(a)展示了表3中第1、3、6组的实验结果，这3组实验均没有采用经典信道编码，每组实验分别使用不通过信道训练的语义通信系统（圆标的SSCC）与通过信道训练的语义通信系统（星标的JSCC）实现。图5(b)展示了表3中第2、4、5组的实验结果，这3组实验采用不同码率的NR LDPC编码与不通过信道训练的语义通信系统（圆标的SSCC）及通过信道训练的语义通信系统（星标的JSCC）融合实现。

图5(a)实验不做LDPC编码，直接反映量化和调制对传输效果带来的影响。蓝色线表示第1组实验结果，通过信道训练的语义通信系统传输效果使用标记星的线条表示，不通过信道训练的语义通信系统使用标记圈线条表示。红线与绿线分别表示第3组与第6组实验，其中线条标记含义与第一组实验一致。实验结果显示，当量化与调制参数相同

▼表3 在信道使用次数不变的情况下，量化位数、调制方式与LDPC码率的参数配置

实验序号	量化比特数	调制	NR LDPC码率
1	2	16QAM	1
2	2	64QAM	2/3
3	3	64QAM	1
4	2	256QAM	1/2
5	3	256QAM	3/4
6	4	256QAM	1

LDPC:低密度奇偶校验码 NR:新空口 QAM:正交振幅调制



▲图5 不同条件下SSCC与联合信源信道编码(JSCC)的传输效果

时，通过信道训练的语义通信系统传输效果较好。这同样说明通过信道训练的语义编译器能够抵消一部分量化带来的负增益。此外，当使用的语义通信系统相同时，量化比特数越大，恢复的语义编码越准确，调制阶数越高，接收符号受到信道影响越大。实验结果表明：量化比特数增大带来的增益不足以抵消调制阶数升高带来的负增益。

图5(b)展示了通过信道训练的语义通信系统和不通过信道训练的语义通信系统，与NR LDPC信道编码融合的传输效果。本文将前者简称为融合语义通信系统，后者简称为SSCC语义通信系统。其中，蓝线表示第2组实验结果，融合语义通信系统传输效果使用标记星的线条表示，SSCC语义通信系统传输效果使用标记圈线条表示。红线与绿线

分别表示第4组与第5组实验,其线条标记含义与第2组一致。实验结果表明:融合语义通信系统传输效果好于SSCC语义通信系统。这与第1.2节的理论分析结果一致,即通过信道训练的语义编译码器,能够在知识库(优化参数)的加持下,更好地调和信源分布与信道条件分布,实现更优传输。此外,当使用的语义通信系统相同时,信道编码码率下降,克服信道噪声能力就越强,但是受到调制的极大影响,其带来的增益也不足以抵消调制阶数带来的负增益。这一点与经典通信并不一样。

综上所述,将语义编码与经典信道编码融合实现时,采用通过信道训练的语义通信系统更有优势,而且采用低阶调制才不会使得性能显著下降,另外量化位数太少所带来的负增益,也能够一定程度上被克服。需要注意的是,图5(a)显示,使用量化位数为2、调制方式为16QAM的结果是最好的,因此该组参数也被选择进行第2节中的实验。图5(b)显示,选择量化位数为2、调制方式为64QAM、LDPC码率为2/3的结果是最好的,因此该组参数也被选择进行第2节中的实验。此外,针对本文中的语义通信系统参数配置为最佳,但不代表针对所有语义通信系统均是如此。

4 结束语

本文首先对基于JSCC方式的语义通信理论进行了详细分析。在不满足理想条件应用场景中,JSCC方式在理论上依然可以达到最优,而SSCC方式在工程实现上可能无法达到最优。此外,语义通信基于ANN对语义进行建模与提取,往往需要端到端联合训练,因此语义通信天然具有JSCC架构。进一步来说,语义通信聚焦于通信目的,具有先验知识库,数据是否失真并不影响通信过程,因此在JSCC基础上还可以进一步对信源数据进行压缩,同时也降低了信源分布与信道条件分布之间的调和难度。虽然目前语义通信理论尚不完善,但这让人们看到了打破经典通信壁垒的曙光。

其次,本文针对JSCC语义通信系统、SSCC语义通信系统,以及融合语义通信系统进行了传输效果实验对比。文中的三组实验结果显示,JSCC语义通信系统能够利用信道噪声的影响,增强语义编译码的能力,从而使得JSCC语义通信系统更容易与经典量化、调制、信道编码等方法进行融合实现。此外,实验结果还表明,影响融合最关键的因素是量化和调制,加入信道编码对语义通信系统的影响几乎可以忽略不计。

最后,本文针对语义编码与经典信道编码融合系统,进一步探索了量化位数、调制方式、信道编码码率对系统整体传输效果的影响。实验发现,影响融合系统性能最大的因素

是调制阶数,即调制阶数不能太高,否则会造成严重失真。量化位数也会影响语义通信系统性能,但是其中一部分负增益可以被JSCC语义通信系统增益抵消。信道编码码率不会对融合系统的性能造成较大影响,码率较高或者较低产生的增益都无法抵消调制阶数带来的负增益。

由于目前语义通信发展处于初期,大量理论和技术实现还没有达成业界共识,本文中的实验和结论还需要做进一步延伸扩展。首先,在理论上,还未能严格证明语义通信相比经典通信具有增益,甚至关于语义通信的基础概念、基础组成模块尚有争论,还需要进一步研究。其次,文中的实验在参数选择方面相对固定。这是由于原始的语义通信系统输出语义编码长度无法调控,为保证所有实验使用的信道次数相同,导致可选择的量化位数、调制方式、信道编码码率等受到了较多限制。因此,后续还需要引入实现语义通信的其他网络框架,或者针对其他数据模态进行相应实验,以扩大实验结果的适用范围。此外,基于本文研究,后续如果要将经典编码与语义编码完全融合,还需要进一步研究经典编码过程如何进行梯度计算和回传,以便将其也纳入训练过程,或许能够进一步提升融合系统性能。最后,文中虽然采用了NR LDPC编码方式,但并没有将5G标准中的交织码、循环冗余校验等引入实验,因此对经典通信而言,可能还未发挥其最大潜力。未来还需要进一步探索其他经典通信方式中一些对语义通信系统融入有帮助的模块。

致谢

感谢中兴通讯股份有限公司算法部许进、胡留军、郁光辉、梁楚龙对本研究的帮助!

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] WEAVER W. Recent contributions to the mathematical theory of communication [J]. ETC: a review of general semantics, 1953, 74: 136-157
- [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] 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
- [5] FLORIDI L. Is semantic information meaningful data? [J]. Philosophy and phenomenological research, 2005, 70(2): 351-370. DOI: 10.1111/j.1933-1592.2005.tb00531.x
- [6] D' ALFONSO S. On quantifying semantic information [J]. Information, 2011, 2(1): 61-101. DOI: 10.3390/info2010061
- [7] BAO J, BASU P, DEAN M K, et al. Towards a theory of semantic

- communication [C]//Proceedings of IEEE Network Science Workshop. IEEE, 2011: 110–117. DOI: 10.1109/NSW.2011.6004632
- [8] KOLCHINSKY A, WOLPERT D H. Semantic information, autonomous agency and non-equilibrium statistical physics [J]. Interface focus, 2018, 8(6): 20180041. DOI: 10.1098/rsfs.2018.0041
- [9] WANG Y, LI H. Information theory and coding theory [M]. Beijing: Higher Education Press, 2013: 338
- [10] LIN T Y, WANG Y X, LIU X Y, et al. A survey of transformers [J]. AI open, 2022, 3: 111–132. DOI: 10.1016/j.aiopen.2022.10.001
- [11] ZHAO W X, ZHOU K, LI J Y, et al. A survey of large language models [EB/OL]. (2023-03-31) [2024-05-20]. <http://arxiv.org/abs/2303.18223>
- [12] BOURTSOULATZE 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
- [13] 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
- [14] ZHOU Q Y, LI R P, ZHAO Z F, et al. Semantic communication with adaptive universal transformer [J]. IEEE wireless communications letters, 2022, 11(3): 453–457. DOI: 10.1109/LWC.2021.3132067
- [15] DAI J C, WANG S X, TAN K L, et al. Nonlinear transform source-channel coding for semantic communications [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2022, 40(8): 2300–2316. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3180802
- [16] 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
- [17] 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
- [18] SHANNON C E. The redundancy of English [EB/OL]. [2024-05-20]. <https://jontalle.web.engr.illinois.edu/uploads/537.F18/Papers/Shannon50b.pdf>
- [19] SHANNON C E. Coding theorems for a discrete source with a fidelity Criterion Institute of radio engineers [EB/OL]. [2024-05-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5311476>
- [20] GASTPAR M, RIMOLDI B, VETTERLI M. To code, or not to code: lossy source-channel communication revisited [J]. IEEE transactions on information theory, 2003, 49(5): 1147–1158. DOI: 10.1109/TIT.2003.810631

作者简介



向际鹰，中兴通讯股份有限公司首席科学家；先后从事3G、4G、5G、B5G和6G相关研发工作；曾获国家科技进步奖特等奖、二等奖、技术发明奖等，并先后获得中国通信产业技术贡献人物、中华杰出工程师等称号。



段向阳，中兴通讯股份有限公司副总裁，正高级工程师，兼国家重大专项专家组成员；负责中兴通讯无线系统关键技术规划与预研工作，拥有超过20年的移动通信关键技术和产品研发经验；曾获中国电子学会科技进步奖一等奖、陕西省科技进步奖一等奖、深圳市科技进步奖一等奖。



冯雨龙，中兴通讯股份有限公司算法工程师；主要研究领域为语义通信、人工智能、机器学习；已发表论文6篇。