# 特征解耦语义广播通信网络

马帅、乔伟宁、吴有龙、李航、史光明，*IEEE*会士、高大华、施元明、李世银和Naofal Al-Dhahir，*IEEE*会士

arXiv:2303.01892v1 [eess.SP] 3 Mar 2023

**摘要**

近年来，单用户语义通信吸引了广泛关注，但多用户语义广播通信（BC）仍处于起步阶段。本文提出一种实用的鲁棒特征解耦多用户语义广播信道框架，其中发射机包含一个特征选择模块，每个用户则配备一个特征补全模块。语义编码器不再广播所有提取出的特征，而是提取解耦语义特征，随后仅选择各用户的目标语义特征进行广播，从而进一步提升传输效率。在此框架下，我们进一步研究了两种信息论度量，包括失真和感知约束条件下的极限压缩率，以及语义广播信道的可达速率区域。此外，为实现所提出的语义广播信道框架，我们利用监督式自编码器（AE）设计了一种轻量级鲁棒语义广播信道网络，该网络能够可控地解耦语义特征。此外，我们设计了首个语义广播信道网络的硬件概念验证原型，可实时实现所提出的语义广播信道网络。仿真和实验表明，所提出的鲁棒语义广播信道网络能够显著提升传输效率。

**索引词**

语义广播通信、解耦特征、语义通信原型。

## 一、引言

由于各种物联网（IoT）设备对服务质量（QoS）的需求不断提高，下一代6G通信网络面临着诸多重大挑战，例如海量数据流量、超高速率以及极低时延要求，而这些需求

马帅现供职于中国深圳鹏城实验室，邮编 518066（电子邮箱：mash01@pcl.ac.cn）。

源于全息通信和超高清晰度视频传输等应用 [1]–[3]。例如，在8K监控视频分析场景中，每小时生成的数据量约为12太字节 [4]。以1 Gbps的5G传输速率采集如此庞大的数据量，几乎需要三个小时。Cisco预测，到2023年底，移动互联网设备的数量将达到293亿台，而2018年为184亿台[5], ；国际电信联盟（ITU）估计，无线数据流量将在 2030 [6]年达到4394艾字节。在硬件成本和能耗限制下，如此爆炸式增长的需求将逐渐超出5G网络的承载能力 [7], [8]。

为拓展 5G 的能力，语义通信应运而生，成为颇具前景的 6G 关键技术 [9]–[13]。语义通信利用收发器的计算能力，降低对传输资源的消耗。具体而言，与传统比特级通信系统不同，语义通信仅提取并传输任务相关信息，从而显著减轻通信网络中的数据流量负担。语义通信面临的关键挑战在于，如何精准提取任务相关信息，并高效地将其传送至目的地。

### *A.* 相关工作

值得庆幸的是，人工智能（AI）的最新进展为未来无线网络发展语义通信铺平了道路。具体而言，语义通信在文本 [9], [12], [14]–[17], 语音/音频 [18]–[20],视频 [21], [22],和图像传输 [23]–[33]等领域吸引了大量研究关注。具体而言， [15] 开发了一种联合语义信道编码（JSCC）系统，以最大限度地减少文本传输中的语义错误。 [16]将语义信道编码与混合自动重传请求（HARQ）相结合，以提高句子语义传输效率。 [9]设计了一种自适应端到端语义系统，以最大限度地提高文本传输准确率。 [17] 设计了一种基于强化学习（RL）的语义学习方案，以最大限度地提高传输消息的语义相似度。此外，针对语义感知语音传输， [18] 探索了一种由注意力机制驱动的模块，以增强对信道变化的鲁棒性。 [19]设计了一种基于卷积神经网络（CNN）的联邦学习模型，用于多用户音频语义通信网络。 [20], 开发了一种基于理解的自动语音识别架构，以实现具有高语义保真度的语音传输。针对语义感知视频传输，一种增量冗余混合自动

重传请求（IR-HARQ）框架在 [21] 中被提出，用于语义视频会议中的恶劣信道。 [22], 提出了一种名为 DeepWiVe 的、基于深度学习的无线视频传输 JSCC 方案，并通过强化学习优化带宽分配。

针对图像语义传输， [23]提出了一种基于深度学习、具有自适应带宽的多描述联合信源信道编码方案。为降低传输带宽需求， [24] 针对边缘网络研究了一种检索导向图像压缩方案。基于信息瓶颈（IB）原理， [25] 为图像分类设计了一种变长语义特征编码方法。利用深度强化学习（DRL）， [26] 为场景分类设计了一种语义图像传输方案。利用掩码自编码器，[27] 提出了一种鲁棒语义通信系统，以抵御信道噪声。 [28] 研究了一种基于生成对抗网络（GAN）的语义编码方案，用于低比特率图像传输。 [29]利用卷积神经网络作为编码器和解码器，构建了一种用于无线图像传输的联合信源信道编码方案架构。 [30]采用注意力机制，设计了一种可根据不同信道信噪比自动调整图像压缩率的联合信源信道编码方法。 [31]研究了一种基于深度神经网络（DNN）的联合信源信道编码方法，该方法利用信道输出反馈来提升重建图像质量。 [32] 将压缩图像映射为正交频分复用样本，设计了一种基于卷积神经网络的联合信源信道编码方法，以抵御多径衰落。 [33] 采用Gumbel-Softmax方法，提出了一种基于深度神经网络的联合信源信道编码结构，可根据信道信噪比和图像内容动态分配速率。

*B.* 研究动机与贡献

值得指出的是，现有的大多数研究都将深度学习技术应用于传输设计。基于深度学习的模型的主要缺点在于其运作过程难以解释。具体而言，从源数据中提取的语义特征经过编码后彼此耦合，形成无法解释的（隐式）表征。这种黑箱问题阻碍了特定语义特征的应用。同时，由于存在隐式表征，非目标语义特征也可能被传输至接收端，从而降低传输效率。

另一个问题是，当前研究主要聚焦于单用户点对点通信场景，而关于多用户语义广播通信（BC）的研究很少。在 [34], 中，有人提出了一种基于自编码器的深度 JSCC 方案，用于多用户

广播图像传输，其中所有接收器都希望恢复同一幅源图像，同时使总均方误差失真最小。事实上，在多用户语义广播信道中，用户可能对不同的语义信息感兴趣，而且用户的知识库也可能各不相同。因此，为了实现高效的多用户语义广播信道，应充分利用用户意图获取的语义信息的多样性、广播信道的特性，以及发射机和接收端的辅助信息（例如知识库）。

本文提出了一种鲁棒特征解耦语义广播信道框架，该框架融合了成熟的比特级通信系统。此外，我们还设计并开发了一种轻量级鲁棒语义广播通信网络及相应的硬件概念验证原型。本文的主要贡献总结如下：

- 为简化实现，我们提出了一种特征解耦广播语义信道框架，该框架与现有成熟的通信系统兼容。所提出的语义广播信道框架具有三方面优势：i）我们不再广播所有提取的特征，而是先对提取的语义特征进行解耦，然后仅选择用户的目标语义特征进行广播，不传输非目标特征，从而进一步提高传输效率；ii）语义编码器不仅像信源编码器一样将输入数据压缩为低维特征，还像信道编码器一样增强提取出的语义特征对信道衰落和信道噪声的鲁棒性；iii）该框架同时发挥了语义通信的高传输效率优势，并利用现有精心设计的通信网络所采用的实用标准和硬件。

- 在所提出的语义广播信道框架下，我们进一步研究了两种信息论指标：同时满足失真和感知约束条件时的极限压缩率 [35],，以及语义广播信道的可达速率区域。具体而言，在同时满足平方误差失真和感知约束条件的情况下，我们为多源数据压缩提出了最优失真分配方案。此外，由于语义信道噪声服从非高斯分布，经典的香农容量结果无法直接应用于语义广播信道。为量化语义信息传输，我们推导了语义广播信道可达速率区域的内界和外界；当语义信道噪声趋近于高斯分布时，这些界是紧的。

- 为实现所提出的语义广播信道框架，我们利用监督式自编码器（AE）设计了一种轻量级鲁棒语义广播通信网络，以便可控地解耦语义特征——

具体而言，受组监督学习策略的启发， [36],我们通过三个步骤联合训练语义广播信道编码器和多个语义解码器：自重构、共同语义特征交换和不同语义特征交换。此外，为了增强鲁棒传输，在所提出的语义广播信道网络训练过程中，我们考虑了信道衰落和随机信道噪声。

- 最后，我们利用便携式 Jetson Nano B01 处理器，为语义广播信道网络设计了一个硬件概念验证原型，其中包括一个发射机和两个语义移动用户。据我们所知，这是首个语义广播信道网络原型。具体而言，所提出的语义广播信道网络基于设计的原型平台实时实现，并通过 Wi-Fi 广播提取出的目标语义特征。原型实验表明，与现有基准方法相比，所提出的语义广播信道网络能够显著缩短传输时间。

表 I：关键符号及其含义

| 变量 | 含义 |
|---|---|
| $K$ | 语义用户总数 |
| $\mathcal{L} \triangleq \{1, ..., L\}$ | 语义特征索引集 |
| $Z = \{z_l\}_{l \in \mathcal{L}}$ | 解耦语义特征集 |
| $\mathcal{L}_i \subseteq \mathcal{L}$ | 用户 $i$的感兴趣特征索引集 |
| $X_{i,\mathrm{s}} = \{z_l\}_{l \in \mathcal{L}_i}$ | 用户 $i$的选定语义特征 |
| $Y_{i,\mathrm{s}} = \{\widehat{z}_l\}_{l \in \mathcal{L}_i}$ | 用户 $i$的估计语义特征 |
| $\widehat{Z}_i$ | 用户 $i$已完成的语义特征 |

本文其余部分安排如下。第二节介绍特征解耦语义广播通信网络框架。第三节给出语义广播信道网络的信息论度量。在第四节中，我们提出一种可行的鲁棒语义广播信道网络。在第五节中，我们介绍语义广播通信网络原型设计与实现。第六节展示实验结果并进行分析。最后，第七节给出结论。表 I 列出了本文所用关键符号的含义。

## II. 特征解耦语义广播信道框架

为了设计实用的语义通信网络，我们提出了一种特征解耦广播语义广播信道框架，如图 1 所示，该框架兼容

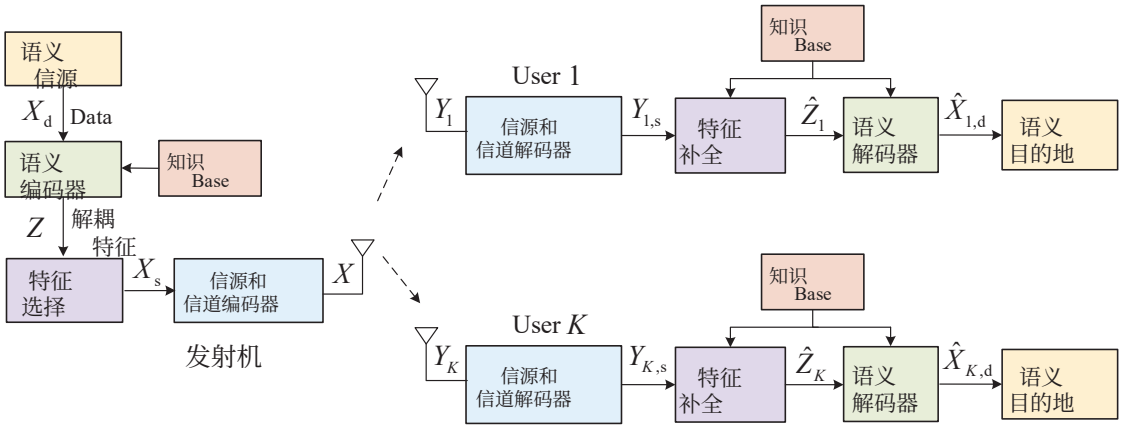



图 1：特征解耦广播语义通信框架

现有的 5G 通信系统。具体而言，一个语义发射机将解耦特征广播给 $K$ 语义用户。所提出的语义广播框架能够同时利用语义通信的高传输效率，以及 5G 通信系统的实用标准和硬件。下文将详细介绍所提出的语义广播框架中的各个模块。

*1)* 语义源：语义源生成原始数据 $X_{\mathrm{d}}$，其中通常既包含目标语义特征，也包含一些非目标语义特征。请注意，每个用户可能对不同的特征感兴趣。因此，语义发射机需要根据用户兴趣发送语义特征，而无需传输非目标语义特征。

*2)* 语义编码器：基于包含发射机与接收端之间共享知识的知识库，语义编码器从数据 $X_{\mathrm{d}}$中提取 $L$ 解耦语义特征 $Z=\{z_l\}_{l\in\mathcal{L}}$，其中 $z_l$ 表示第 $l$ 个语义特征，且 $\mathcal{L}\triangleq\{1,...,L\}$。一方面，语义编码器发挥信源编码器的作用，将高维数据 $X_{\mathrm{d}}$ 压缩为低维语义特征 $Z$。另一方面，语义编码器还发挥信道编码器的作用，通过加入冗余来对抗信道变化。请注意，语义编码器中加入冗余是为了提高语义层面的传输鲁棒性，而传统信道编码器则提高比特级的鲁棒性。

*3*）特征选择：解耦语义特征 $Z$ 可能包含面向多个用户的多种语义特征，而用户感兴趣的语义特征可能各不相同。因此，

特征选择模块根据任务需求为每位用户选择语义特征。具体而言，令 $\{z_l\}_{l\in\mathcal{L}_i}$ 表示用户 $i$ 感兴趣的特征，其中 $\mathcal{L}_i \subseteq \mathcal{L}$。由于用户 $i$ 只对特征 $\{z_l\}_{l\in\mathcal{L}_i}$感兴趣，其余特征 $\{z_n\}_{n\in\mathcal{L}\setminus\mathcal{L}_i}$ 可视为用户 $i$的“冗余”特征。然后，令 $X_{i,\mathrm{s}}$ 表示为用户 $i$选出的语义特征，其定义如下

$$X_{i,\mathrm{s}} = \{z_l\}_{l\in\mathcal{L}_i}. \tag{1}$$

此外，用户 $K$ $X_{\mathrm{s}}$ 的选定语义特征表示为

$$X_{\mathrm{s}} = \{X_{i,\mathrm{s}}\}_{i=1}^{K}. \tag{2}$$

最后，通过传统的比特级信源编码和信道编码，将选定语义特征 $X_{\mathrm{s}}$ 编码为 $X$ ，然后传输至广播信道。

*4*）语义广播信道：对于用户 $i$，接收信号 $Y_i$ 由比特级信道解码器和信源解码器解码，并输出估计的目标特征 $Y_{i,\mathrm{s}} = \{\widehat{z}_l\}_{l\in\mathcal{L}_i}$。输入为 $X_s$、输出为 ($Y_{1,\mathrm{s}}$，.....，$Y_{K,\mathrm{s}}$) 的语义广播信道可由条件概率刻画

$$p\left(Y_{1,s},\ldots,Y_{K,s}|X_s\right) = p\left(X|X_s\right) P\left(Y_1,\ldots,Y_K|X\right) \prod_{k=1}^{K} p\left(Y_{k,\mathrm{s}}|Y_k\right), \tag{3}$$

其中，$P(Y_1$，.....，$Y_K|X)$ 是广播信道的转移概率，其中 $X$ 为信道输入，$Y_k$ 为接收端 $k$接收到的信号。

*5*）特征补全：由于进行了特征选择，非目标特征不会被传输，用户只能接收到感兴趣的特征。考虑用户希望根据感兴趣的特征检索源数据的情况。此时，可以使用特征补全模块帮助用户获取非目标特征。具体而言，令 $\{z_t\}_{l\in\mathcal{L}\setminus\mathcal{L}_i}$ 表示从知识库获得的非目标特征。用户 $i$ 基于 $\{z_t\}_{l\in\mathcal{L}\setminus\mathcal{L}_i}$ 和估计的感兴趣特征 $\hat{}\ \{\hat{}z_l\}_{l\in\mathcal{L}_i}$，获得补全后的语义特征 $Z_i = \{\hat{}\ z_l\}_{l\in\mathcal{L}_i} \cup \{z_t\}_{t\in\mathcal{L}\setminus\mathcal{L}_i}$。

例如，考虑一个用于传输员工服装图像的语义广播信道系统。每个用户的目标语义特征可能各不相同，也就是说，有些用户可能对工作人员的帽子特征感兴趣，而有些用户可能对工作人员的服装特征感兴趣。此外，还可能存在一些用户不感兴趣的语义特征，例如工作人员的性别、肤色、发型以及图像背景。因此，用户可以基于共享知识库生成非目标语义

特征，例如工作人员的性别、肤色和发型。请注意，接收端生成的非目标语义特征可能与发射机处图像中对应的特征不同。随后，用户将接收到的服装特征与其自身生成的非目标特征相结合。此外，表V将展示特征选择和补全的仿真结果以及原型测试验证结果。

$\widehat{6}$）语义解码器和语义目的地：利用已完成的语义特征 $Z_i$，$\widehat{}$，用户 $i$ 的语义解码器基于知识库恢复数据 $X_{i,\mathrm{d}}$，并最终将其发送至语义目的地。

至此，本文提出的特征解耦广播语义信道框架的关键模块已介绍完毕。第 V 节和第 VI 节将分别进一步介绍该框架的一种可行实现及其原型验证。

## III. 语义广播信道的信息论度量

本节将进一步研究语义广播信道的两种信息论度量：同时满足失真约束和感知约束 [35], 时的极限压缩率，以及语义广播信道的可达速率区域。具体而言，我们针对多源数据语义压缩提出最优失真分配方案，并推导线性语义广播信道的可达速率区域，其中条件概率 $p(Y_{1,\mathrm{s}}, \ldots, Y_{K,\mathrm{s}}|X_{\mathrm{s}})$满足以下关系

$$Y_{i,\mathrm{s}} = G_i X_{\mathrm{s}} + N_{i,\mathrm{s}},\ i = 1, ..., K, \tag{4}$$

其中，$G_i$ 表示用户 $i$ 从特征选择模块到特征补全模块的有效信道增益，$N_{i,\mathrm{s}}$ 表示接收到的语义噪声。由于物理信道噪声通常服从高斯分布，且信源编码器和信道编码器均为非线性映射函数，因此假设接收到的语义噪声 $N_{i,\mathrm{s}}$ 服从方差为$\sigma^2_{i,\mathrm{s}}$的非高斯分布。

### A. 多信源数据语义压缩的失真分配

现有的语义通信大多聚焦于单一信源数据的语义压缩。然而，在多用户语义广播信道网络中，每个用户感兴趣的数据（或特征）可能各不相同，因此，多源数据压缩是多用户语义通信网络中的一般情况。由此自然产生一个问题：我们该如何

在失真和感知约束条件下，为多源数据分配失真，以使总失真最小?

因此，我们研究语义广播信道网络中具有 $L_{\mathrm{d}} > 1$ 独立信源数据 $\{X_{i,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}$ 时的最优失真分配方案。我们的目标是在平方误差失真和感知约束条件下，优化多信源数据压缩的失真分配。从数学上看，失真分配优化问题可表示为

$$R(D,P) = \min_{\left\{p\left(\widehat{X}_{i,\mathrm{d}}|X_{i,\mathrm{d}}\right)\right\}} \mathrm{I}\left(\{X_{i,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}; \left\{\widehat{X}_{i,\mathrm{d}}\right\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}\right) \tag{5a}$$

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}} \mathrm{E}\left\{\left\|X_{i,\mathrm{d}} - \widehat{X}_{i,\mathrm{d}}\right\|^2\right\} \le D, \tag{5b}$$

$$\sum_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}} d_{\mathrm{KL}}^{(i)}\left(p_{\hat{X}_{i,\mathrm{d}}}, p_{X_{i,\mathrm{d}}}\right) \le P, \tag{5c}$$

其中， $D$ 和 $P$ 分别表示总失真阈值和 Kullback-Leibler（KL）散度阈值。

本文考虑多个相互独立的高斯分布数据 $\{X_{i,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}$，即$X_{i,\ \mathrm{d}} \sim \mathcal{N}\left(0,\ \sigma_{i,\ \mathrm{d}}^2\right)$。此外，令 $D_i$ 表示$X_{i,\ \mathrm{d}}$ 与^$X_{i,\ \mathrm{d}}$之间的平方误差失真，即

$$D_i = \mathrm{E}\left\{\left\|X_{i,\mathrm{d}} - \hat{X}_{i,\mathrm{d}}\right\|^2\right\}. \tag{6}$$

那么，互信息 $\mathrm{I}\left(\{X_{i,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}};\ \left\{\widehat{X}_{i,\ \mathrm{d}}\right\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}\right)$ 可写为 [37]

$$\mathrm{I}\left(\{X_{i,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}; \left\{\hat{X}_{i,\mathrm{d}}\right\}_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}}\right) = \sum_{i=1}^{L_{\mathrm{d}}} \left[\frac{1}{2}\log\left(\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{D_i}\right)\right]^+, \tag{7}$$

其中 $\widehat{X}_{i,\ \mathrm{d}}$ 服从高斯分布，即 $\widehat{X}_{i,\ \mathrm{d}} \sim \mathcal{N}\left(0,\ \sigma_{i,\ \mathrm{d}}^2 - D_i\right)$；若 $x \ge 0$，则 $[x]^+ = x$，否则为 $[x]^+ = 0$。

^因此，对于高斯分布数据 $X_{i,\ \mathrm{d}}$ 和重构数据 $X_{i,\ \mathrm{d}}$KL 散度$d^{(i)}{}_{\mathrm{KL}}\left(p_{X_{i,\mathrm{d}}}, p_{\hat{X}_{i,\mathrm{d}}}\right)$ 可表示为

$$d_{\mathrm{KL}}^{(i)}\left(p_{\hat{X}_{i,\mathrm{d}}}, p_{X_{i,\mathrm{d}}}\right) = \frac{1}{2}\left(\ln\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2 - D_i} + \frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2 - D_i}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2} - 1\right). \tag{8}$$

因此，最优失真分配问题（5）可重新表述为

$$R\left(D,P\right)=\min_{\{D_i\}_{i=1}^{L_\mathrm{d}}}\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}\left[\frac{1}{2}\log\left(\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{D_i}\right)\right]^+ \tag{9a}$$

$$\text{s.t.}\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}D_i\le D, \tag{9b}$$

$$\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}\frac{1}{2}\left(\ln\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}+\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}-1\right)\le P. \tag{9c}$$

注意，问题 (9) 关于 $\{D_i\}$ 是凸的，问题 (9) 的拉格朗日函数 $L\left(\{D_i\},\lambda_D,\lambda_P\right)$ 可表示为

$$\begin{aligned}L\left(\{D_i\},\lambda_D,\lambda_P\right)=&\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}\frac{1}{2}\ln\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{D_i}+\lambda_D\left(\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}D_i-D\right)\\&+\lambda_P\left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}\left(\ln\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}+\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}-1\right)-P\right),\end{aligned} \tag{10}$$

其中，$\lambda_D\ge0$ 和 $\lambda_P\ge0$ 分别是与约束条件 (9b) 和 (9c) 相关的拉格朗日乘子。

此外，令函数 $L\left(\{D_i\},\lambda_D,\lambda_P\right)$ 关于 $D_i$ 的一阶导数等于 0，即

$$-\frac{1}{2D_i}+\lambda_D+\lambda_P\frac{1}{2}\frac{D_i}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2\left(\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i\right)}=0,\ i=1,..,L_\mathrm{d}. \tag{11}$$

因此，最优失真 $D_i$ 可表示为

$$D_i=\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2\left(\sqrt{\left(1-2\lambda_D\sigma_{i,\mathrm{d}}^2\right)^2+4\lambda_P}-\left(1+2\lambda_D\sigma_{i,\mathrm{d}}^2\right)\right)}{2\left(\lambda_P-2\lambda_D\sigma_{i,\mathrm{d}}^2\right)}, \tag{12}$$

其中，参数 $\lambda_D$ 和 $\lambda_P$ 是下列方程的解

$$\lambda_D\left(\sum_{i=1}^{K}D_i-D\right)=0, \tag{13a}$$

$$\lambda_P\left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L_\mathrm{d}}\left(\ln\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}+\frac{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2}{\sigma_{i,\mathrm{d}}^2-D_i}-1\right)-P\right)=0. \tag{13b}$$

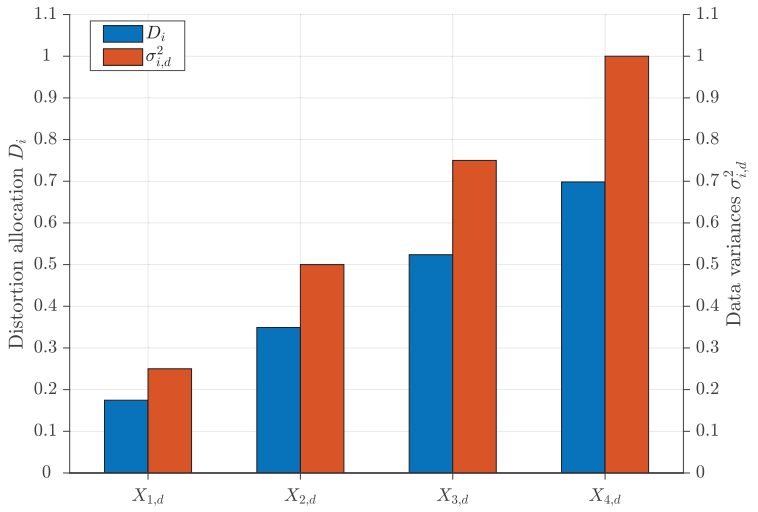



图 2：高斯分布数据 $\{\mathbf{X}_{i,\,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{4}$ 的失真分配，其方差分别为 $\sigma^2_{1,\,\mathrm{d}}=0.25$、 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=0.5$、 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=0.75$ 和 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=1$。

因此，数据$X_{i,\,\mathrm{d}}$ 的率失真函数为

$$R_i=\left[\frac{1}{2}\ln\frac{2\left(\lambda_P-2\lambda_D\sigma^2_{i,\mathrm{d}}\right)}{\sqrt{\left(1-2\lambda_D\sigma^2_{i,\mathrm{d}}\right)^2+4\lambda_P}-\left(1+2\lambda_D\sigma^2_{i,\mathrm{d}}\right)}\right]^{+}, \tag{14}$$

其中 $i=1,\,..,\,L_{\mathrm{d}}$。图 2 展示了高斯分布数据$\{\mathbf{X}_{i,\,\mathrm{d}}\}_{i=1}^{4}$ 的最优失真分配，其方差分别为 $\sigma^2_{1,\,\mathrm{d}}=0.25$、 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=0.5$、 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=0.75$ 和 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}=1$。从图 2 可以看出，数据方差 $\sigma^2_{i,\,\mathrm{d}}$ 越大，例如 N = 50，分配的失真就越大；也就是说，分配的失真随数据方差增大而增加。

### *B.* 双接收机语义广播信道的可达速率区域

由于语义信道噪声呈非高斯分布，经典的广播信道香农容量区域结果（基于高斯分布噪声）无法直接应用于语义广播信道。

接下来，我们建立双用户退化语义广播信道的可达速率区域，其中包含 $|G_1|\geq|G_2|$ 和$\sigma_{1,\,s}=\sigma_{2,\,s}$，这意味着用户2接收到的信号比用户1接收到的更强。其主要思路是，广播发射机采用语义特征分割和叠加，用户则采用串行干扰消除（SIC） [37]。具体而言，由于 $G_1>G_2$，面向用户2的语义特征$X_{2,\,\mathrm{s}}$ 可视为公共消息，并编码到云中心信号中；而语义特征$X_{1,\,\mathrm{s}}$可视为

私有消息，并编码到卫星信号中。令$R_{1,\mathrm{s}}$和$R_{2,\mathrm{s}}$分别表示从发射机的特征选择模块到用户1和用户2的特征补全模块的信息速率。若速率对（$R_{1,\mathrm{s}}$，$R_{2,\mathrm{s}}$）满足条件 [37]，则该速率对对于双用户退化语义广播信道是可达的。

$$R_{1,\mathrm{s}} \leq \mathrm{I}\left(X_{1,\mathrm{s}}; Y_{1,\mathrm{s}} | X_{2,\mathrm{s}}\right), \tag{15a}$$

$$R_{2,\mathrm{s}} \leq \mathrm{I}\left(X_{2,\mathrm{s}}; Y_{2,\mathrm{s}}\right). \tag{15b}$$

此外，令 $P$表示发射机的总发射功率， $\alpha P$和（$1-\alpha$） $P$分别表示分配给语义特征$X_{1,\mathrm{s}}$和（$1-\alpha$） $P$的功率，其中 $\alpha \in[0,1]$ 为功率分配因子。因此，语义广播网络的发射信号 $X$ 表示为

$$X=\sqrt{\alpha P} X_{1,\mathrm{s}}+\sqrt{(1-\alpha) P} X_{2,\mathrm{s}}. \tag{16}$$

用户1和用户2的接收信号分别表示为

$$Y_{1,\mathrm{s}}=G_1 \sqrt{\alpha P} X_{1,\mathrm{s}}+G_1 \sqrt{(1-\alpha) P} X_{2,\mathrm{s}}+N_{1,\mathrm{s}}, \tag{17a}$$

$$Y_{2,\mathrm{s}}=G_2 \sqrt{\alpha P} X_{1,\mathrm{s}}+G_2 \sqrt{(1-\alpha) P} X_{2,\mathrm{s}}+N_{2,\mathrm{s}}. \tag{17b}$$

用户1使用串行干扰消除（SIC）先解码语义特征 $X_{2,\mathrm{s}}$，并从接收信号中消除$X_{2,\mathrm{s}}$。然后，用户1解码语义特征 $X_{1,\mathrm{s}}$。经过串行干扰消除后，用户1的残余接收信号表示为

$$Y_{1,\mathrm{s}}^{\mathrm{SIC}}=G_1 \sqrt{\alpha P} X_{1,\mathrm{s}}+N_{1,\mathrm{s}} \tag{18}$$

而用户2只能解码语义特征 $X_{2,\mathrm{s}}$，语义特征 $X_{1,\mathrm{s}}$ 则是用户2的干扰。

**引理1**（退化语义广播信道的可达速率区域）。考虑退化语义广播信道，其中 $G_1 > G_2$，可达速率 $R_{1、\mathrm{s}}$ 和 $R_{2、\mathrm{s}}$满足以下界限

$$R_{1,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}} \leq R_{1,\mathrm{s}} \leq R_{1,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}}+d_{\mathrm{KL}}\left(p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x), p_{N_{1,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}}}(x)\right), \tag{19a}$$

$$R_{2,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}} \leq R_{2,\mathrm{s}} \leq R_{2,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}}+d_{\mathrm{KL}}\left(p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x), p_{N_{2,\mathrm{s}}^{\mathrm{eq}}}(x)\right), \tag{19b}$$

其中 $N_{eq\,1,s}$ 和 $N_2^{eq},s$ 是与 $N_{1,s}$ 以及 $N_{1,s}$ 具有相同方差的等效高斯分布噪声，即 $var\left(N_1^{eq},s\right)=\sigma_{1,s}^2$，以及 $var\left(N_2^{eq},s\right)=\sigma_{2,s}^2$，$d_{KL}(p(x)\quad q(x))=\int_{-\infty}^{\infty}p(x)\,log\ {}^{p}(x)\,{}_{q}(x)dx$，并且

$$R_{1,s}^{eq}=\frac{1}{2}\log_2\left(1+\frac{G_1^2\alpha_1P}{\sigma_{1,s}^2}\right), \tag{20a}$$

$$R_{2,s}^{eq}=\frac{1}{2}\log_2\left(1+\frac{G_2^2\left(1-\alpha\right)P}{G_2^2\alpha_1P+\sigma_{2,s}^2}\right). \tag{20b}$$

证明：我们首先引入与 $N_{1,s}$ 和 $N_{2,s}$ 分别具有相同方差的等效高斯分布信道噪声 $N_{eq\,1,s}$ 和 $N_2^{eq},_s$，即 $\mathrm{var}\left(N_1^{eq},_s\right)=\sigma_{1,s}^2$，以及 $\mathrm{var}\left(N_2^{eq},_s\right)=\sigma_{2,s}^2$。$N_{eq\,1,s}$ 和 $N_2^{eq},_s$ 的概率密度函数分别给出为

$$p_{N_{1,s}^{eq}}(x)=\frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma_{1,s}}\exp\left(-\frac{x^2}{\sigma_{1,s}^2}\right), \tag{21a}$$

$$p_{N_{2,s}^{eq}}(x)=\frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma_{2,s}}\exp\left(-\frac{x^2}{\sigma_{2,s}^2}\right). \tag{21b}$$

对于等效高斯分布信道噪声 $N_1^{eq}{}_{,s}$ 和 $N_2^{eq}{}_{,s}$，用户1和用户2对应的速率分别给出为

$$R_{1,s}^{eq}=\frac{1}{2}\log_2\left(1+\frac{G_1^2\alpha_1P}{\sigma_{1,s}^2}\right), \tag{22a}$$

$$R_{2,s}^{eq}=\frac{1}{2}\log_2\left(1+\frac{G_2^2\left(1-\alpha\right)P}{G_2^2\alpha_1P+\sigma_{2,s}^2}\right). \tag{22b}$$

对于非高斯分布信道噪声 $N_{1,s}$ 和 $N_{2,s}$，语义通信速率 $R_1$ 和 $R_2$ 受 [38] 的约束

$$R_{1,s}^{eq}\le R_{1,s}\le R_{1,s}^{eq}+d_{KL}\left(p_{N_{1,s}}(x),p_{N_{1,s}^{eq}}(x)\right), \tag{23a}$$

$$R_{2,s}^{eq}\le R_{2,s}\le R_{2,s}^{eq}+d_{KL}\left(p_{N_{2,s}}(x),p_{N_{2,s}^{eq}}(x)\right). \tag{23b}$$

□

接下来，我们通过数值结果展示语义广播信道在两种具有相同方差的不同概率密度函数 $q_1(x)$ 和 $q_2(x)$ 情况下推导得到的可达速率区域结果（19），即 $q_1(x)\triangleq\frac{1}{2\sqrt{3}}\left(\mathrm{erf}\left(\frac{1}{\sqrt{2}}-\sqrt{\frac{2}{3}}x\right)+\mathrm{erf}\left(\frac{1}{\sqrt{2}}+\sqrt{\frac{2}{3}}x\right)\right)$ 和 $q_2(x)\triangleq\frac{1}{2\sqrt{3}}\left(\mathrm{erf}\left(\frac{3\sqrt{2}}{5}-\sqrt{\frac{2}{3}}x\right)+\mathrm{erf}\left(\frac{3\sqrt{2}}{5}+\sqrt{\frac{2}{3}}x\right)\right)$。图3（a）和（b）展示了语义广播速率区域的内界和外界，其中 $p_{N_{1,\,s}}(x)=p_{N_{2,\,s}}(x)=q_1(x)$ 以及 $p_{N_{1,\,s}}(x)=$

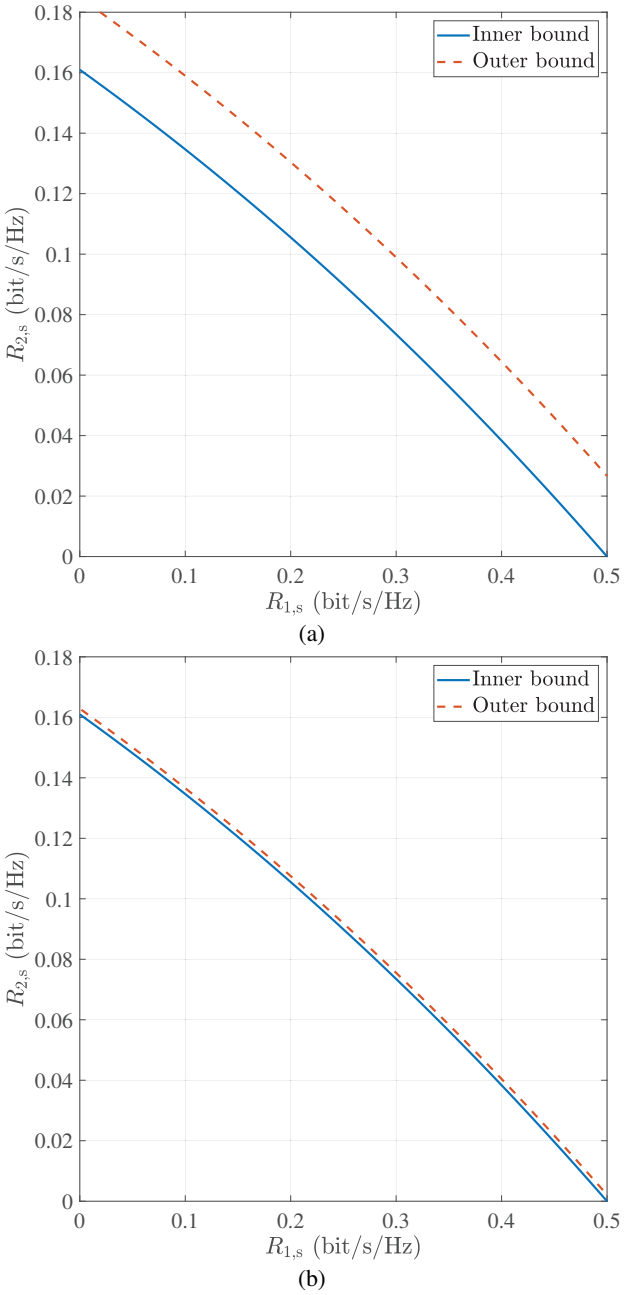



图3：（a）在 $p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x) = p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x) = q_1(x)$ 条件下语义广播速率区域的内界和外界；（b）在 $p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x) = p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x) = q_2(x)$ 条件下语义广播速率区域的内界和外界。

$p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x) = q_2(x)$，分别对应 $G_1 = 1$ 和 $G_2 = 0.5$。对比图3（a）和（b）可以发现，图3（b）中内界与外界之间的差距明显更小。原因在于，KL $d_{\mathrm{KL}}\left(p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x)\, p_{N_1^{\mathrm{eq}},\mathrm{s}}(x)\right)$ 小于图3（a）中的情况，即分布 $p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x) = p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x) = q_2(x)$ 比分布 $p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x) = p_{N_{2,\mathrm{s}}}(x) = q_1(x)$ 更接近高斯分布。此外，当KL散度趋于

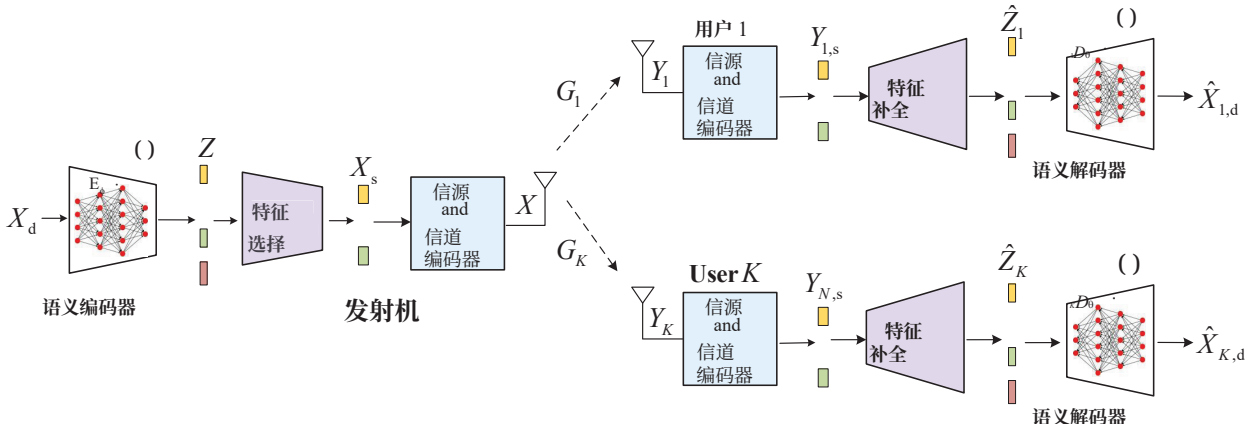



图4：所提出的特征解耦语义广播网络

0，即 $d_{\mathrm{KL}}\left(p_{N_{1,\mathrm{s}}}(x)\, p_{N_1^{\mathrm{eq}},\mathrm{s}}(x)\right) \to 0$，(19) 中内界与上界之间的差距趋于 0。

请注意，尽管我们基于一些强先验信息推导出了两个语义广播信道的信息论度量，但这些推导依赖于一些强先验信息，例如假设语义信息的概率分布已知。这些理论的验证将留待未来研究。

## IV. 特征解耦语义广播系统设计

### *A.* 基于监督式自编码器的语义广播系统设计

基于图2所示的语义广播框架，我们提出了一种特征解耦语义广播信道网络设计，如图4所示。该设计包括一个参数集为 $\phi$的语义编码器 E$\phi$(·)，以及 $K$ 个参数集为$\{\theta_i\}_{i=1}^{K}$的语义解码器 $\{\mathrm{D}_{\theta_i}(\cdot)\}_{i=1}^{K}$。具体而言，配备编码器网络 E$\phi$(·)的发射机从源数据中提取语义特征，并将其解耦为多个相互独立且可解释的语义特征。随后，发射机通过进行语义特征选择，将语义特征广播给目标用户。收到目标语义特征后，用户 $i$借助知识库补全非目标特征，并通过解码器网络 D$_{\theta_i}$(·)解码语义特征，其中 $i = 1, \ldots\ldots K$。

具体而言，为实现可控的解耦语义特征学习，我们利用监督式自编码器分三个步骤训练语义广播网络：自重构、交换

共有特征以及交换不同特征，这一做法受到组监督学习策略 [36] 的启发。下文将详细介绍这三个训练步骤。

*1)* 自重构：如图 5 (a) 所示，自重构训练可视为一个正则项，以确保输入数据的所有语义信息都能编码到潜在语义特征中，从而避免信息丢失。具体而言，语义编码器 $\mathrm{E}_{\phi}$将第 $l$ 个数据样本 $X^{(l)}{}_{\mathrm{d}}$ 压缩为潜在语义特征向量 $\mathrm{Z}^{(l)}$，即

$$\mathrm{Z}^{(l)}=\mathrm{E}_{\phi}\left(X_{\mathrm{d}}^{(l)}\right), \tag{24}$$

其中 $l=1$，...，$L_{\mathrm{s}}$，$L_{\mathrm{s}}$ 表示采样数据的总量。

随后，语义特征向量 $\mathrm{Z}^{(l)}$ 被广播至 $K$ 个语义用户。在用户端，用户 $i$ 接收到的语义特征表示为

$$\widehat{\mathrm{Z}}_{i}^{(l)}=G_{i}\mathrm{Z}^{(l)}+N_{i,\mathrm{s}},\ i=1,...,K. \tag{25}$$

随后，用户 $i$ 对接收到的语义特征 $\widehat{\mathrm{Z}}_{i}^{(l)}$ 进行解码，并获得重构数据 $\widehat{X}_{i}^{(l)}{}_{,\mathrm{d}}$，如下所示

$$\widehat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l)}=\mathrm{D}_{\theta_{i}}\left(\widehat{\mathrm{Z}}_{i}^{(l)}\right),\ i=1,...,K. \tag{26}$$

最后，基于标准自编码器重构损失$L_{\mathrm{SAE},\ 1}$，对参数集为 $\phi$ 的语义编码器 $\mathrm{E}_{\phi}(\cdot)$ 和参数集为 $\{\theta_{i}\}_{i=1}^{K}$ 的 $K$ 个语义解码器 $\{\mathrm{D}_{\theta_{i}}(\cdot)\}_{i=1}^{K}$进行联合优化，如下所示

$$L_{\mathrm{AE},1}=\sum_{l=1}^{L_{\mathrm{s}}}\sum_{i=1}^{K}\left\|X_{\mathrm{d}}^{(l)}-\hat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l)}\right\|^{2}. \tag{27}$$

*2)* 公共语义特征交换：为了提升网络的语义特征提取能力，我们进一步通过交换共同语义特征来训练所提出的语义广播网络，并最小化公共语义特征交换的重构损失。如图 5 (b) 所示，我们选择两个具有共同语义特征的输入数据样本 $X^{(l_{1})}{}_{\mathrm{d}}$ 和 $X^{(l_{2})}{}_{\mathrm{d}}$，并通过语义编码器 $\mathrm{E}_{\phi}$ 提取语义特征 $\mathrm{Z}^{(l_{1})}$ 和 $\mathrm{Z}^{(l_{2})}$，如下所示

$$\mathrm{Z}^{(l_{1})}=\left[\mathrm{z}_{1}^{(l_{1})},...,\mathrm{z}_{K}^{(l_{1})}\right]=\mathrm{E}_{\phi}\left(X_{\mathrm{d}}^{(l_{1})}\right), \tag{28a}$$

$$\mathrm{Z}^{(l_{2})}=\left[\mathrm{z}_{1}^{(l_{2})},...,\mathrm{z}_{K}^{(l_{2})}\right]=\mathrm{E}_{\phi}\left(X_{\mathrm{d}}^{(l_{2})}\right), \tag{28b}$$

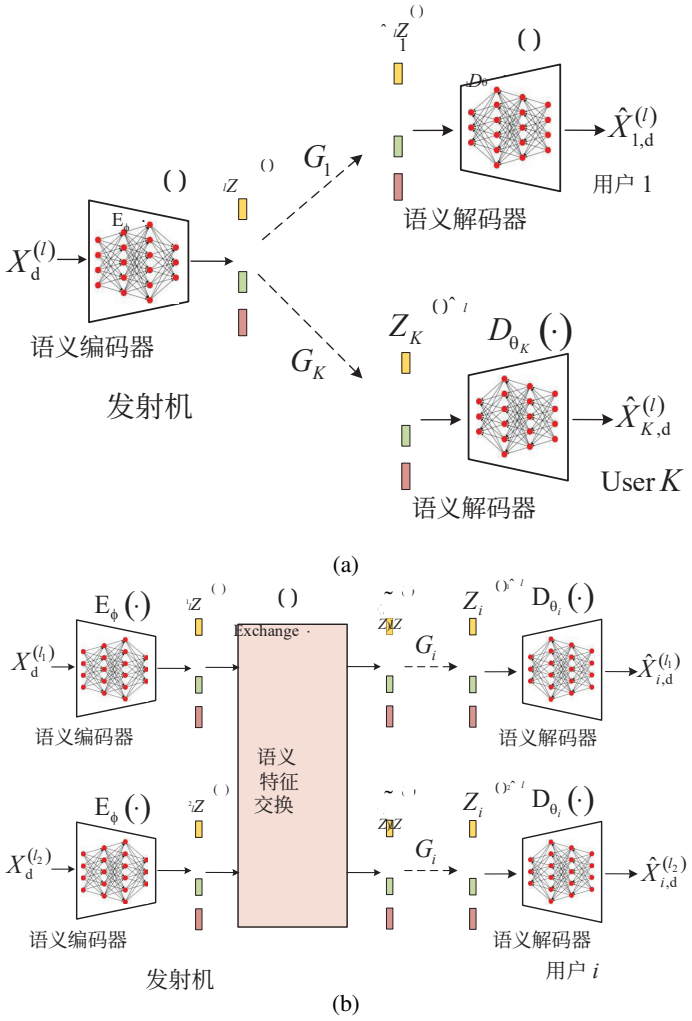



图 5：（a）自重构训练；（b）语义特征交换训练。

其中 $l_1, l_2 = 1, ..., L_s$。假设 $\mathbf{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathbf{Z}^{(l_2)}$ 的第 $j$ 个语义特征相同，即 $\mathbf{z}^{(l_1)}_j$ 和 $\mathbf{z}^{(l_2)}_j$ 共享共同语义特征。然后，我们交换 $\mathbf{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathbf{Z}^{(l_2)}$ 的第 $j$ 个语义特征，如下所示

$$\begin{bmatrix} \widetilde{\mathbf{Z}}^{(l_1)} \\ \widetilde{\mathbf{Z}}^{(l_2)} \end{bmatrix} = \text{Exchange}\left(\mathbf{Z}^{(l_1)}, \mathbf{Z}^{(l_2)}, j\right) \tag{29a}$$

$$= \begin{bmatrix} \mathbf{z}^{(l_1)}_1, ..., \mathbf{z}^{(l_2)}_j, ..., \mathbf{z}^{(l_1)}_K \\ \mathbf{z}^{(l_2)}_1, ..., \mathbf{z}^{(l_1)}_j, ..., \mathbf{z}^{(l_2)}_K \end{bmatrix}, \tag{29b}$$

其中，$\widetilde{\mathbf{Z}}^{(l_1)}$ 和 $\widetilde{\mathbf{Z}}^{(l_2)}$ 分别表示 $\mathbf{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathbf{Z}^{(l_2)}$ 经过特征交换后的数据样本，$j = 1, ..., L_c$，而 $L_c$ 表示共同语义特征的总数。然后，

交换后的共同语义特征 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}$ 和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_2)}$ 被广播给 $K$ 个用户。对于用户 $i$，分别用 $\widehat{\mathrm{Z}}^{(l_1)}{}_i$ 和 $\widehat{\mathrm{Z}}^{(l_2)}{}_i$ 表示收到的 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}$ 和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_2)}$ 的语义特征，即，

$$\widehat{\mathrm{Z}}_i^{(l_1)} = \mathrm{G}_i\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)} + N_{i,\mathrm{s}}, \tag{30a}$$

$$\widehat{\mathrm{Z}}_i^{(l_2)} = G_i\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_2)} + N_{i,\mathrm{s}}, \tag{30b}$$

其中 $i = 1$、.....、$K$。此外，通过利用语义解码器 $\mathrm{D}_{\theta_i}(\cdot)$，重构数据 $\widehat{X}^{(l_1)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 和 $\widehat{X}^{(l_2)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 分别表示为

$$\widehat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_1)} = \mathrm{D}_{\theta_i}\left(\widehat{\mathrm{Z}}_i^{(l_1)}\right), \tag{31a}$$

$$\widehat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_2)} = \mathrm{D}_{\theta_i}\left(\widehat{\mathrm{Z}}_i^{(l_2)}\right). \tag{31b}$$

最后，对于共同语义特征交换训练，语义广播网络$L_{\mathrm{AE},2}$ 的重构损失表示为

$$L_{\mathrm{AE},2} = \sum_{i=1}^{K}\sum_{\substack{l_1,l_2=1,\\ l_2\neq l_1}}^{L_\mathrm{c}}\left(\left\|\hat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_1)} - X_\mathrm{d}^{(l_1)}\right\|^2 + \left\|\hat{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_2)} - X_\mathrm{d}^{(l_2)}\right\|^2\right).$$

*3*）不同语义特征交换：为了增强解耦不同语义特征的能力，我们通过交换不同语义特征来训练语义广播信道网络，并最小化不同语义特征交换的重构损失。具体而言，如图 5（b）所示，我们选择具有不同语义特征的两个输入数据样本 $X^{(l_1)}{}_\mathrm{d}$和 $X^{(l_3)}{}_\mathrm{d}$，并通过语义编码器 $\mathrm{E}_\phi$ 提取语义特征 $\mathrm{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathrm{Z}^{(l_3)}$，如下所示

$$\mathrm{Z}^{(l_1)} = \mathrm{E}_\phi\left(X_\mathrm{d}^{(l_1)}\right), \tag{32a}$$

$$\mathrm{Z}^{(l_3)} = \mathrm{E}_\phi\left(X_\mathrm{d}^{(l_3)},\right) \tag{32b}$$

其中 $l_1$，$l_3 = 1$，.....，$L_\mathrm{s}$。假设 $\mathrm{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathrm{Z}^{(l_3)}$ 的第 $n$ 个语义特征不同，即 $\mathrm{z}^{(l_1)}{}_j$ 和 $\mathrm{z}^{(l_3)}{}_n$ 不同。然后，我们按如下方式交换 $\mathrm{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathrm{Z}^{(l_3)}$ 的第 $n$ 个语义特征

$$\begin{bmatrix}\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}\\ \widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}\end{bmatrix} = \mathrm{Exchange}\left(\mathrm{Z}^{(l_1)}, \mathrm{Z}^{(l_3)}, n\right). \tag{33}$$

其中 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}$ 和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}$ 分别表示对 $\mathrm{Z}^{(l_1)}$ 和 $\mathrm{Z}^{(l_3)}$ 进行特征交换后的数据样本，$n=1$，……，$L_{\mathrm{e}}$，而 $L_{\mathrm{e}}$ 表示不同语义特征的总数。

然后，交换后的语义特征 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}$ 和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}$ 分别广播给 $K$用户。对于用户 $i$，令 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}{}_{i,\mathrm{r}}$ 和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}{}_{i,\mathrm{r}}$ 分别表示接收到的 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}$和 $\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}$的语义特征，即，

$$\widetilde{\mathrm{Z}}_{i,\mathrm{r}}^{(l_1)}=\alpha_i\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_1)}+N_{i,\mathrm{s}}, \tag{34a}$$

$$\widetilde{\mathrm{Z}}_{i,\mathrm{r}}^{(l_3)}=\alpha_i\widetilde{\mathrm{Z}}^{(l_3)}+N_{i,\mathrm{s}}, \tag{34b}$$

其中 $i=1,...,K$。此外，基于语义解码器 $\mathrm{D}_{\theta_i}(\cdot)$，用户 $i$ 的重构数据 $\widetilde{X}^{(l_1)}{}_{i,\mathrm{d}}$和 $\widetilde{X}^{(l_3)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 可表示为

$$\widetilde{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_1)}=\mathrm{D}_{\theta_i}\left(\widetilde{\mathrm{Z}}_{i,\mathrm{r}}^{(l_1)}\right), \tag{35a}$$

$$\widetilde{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_3)}=\mathrm{D}_{\theta_i}\left(\widetilde{\mathrm{Z}}_{i,\mathrm{r}}^{(l_1)}\right). \tag{35b}$$

然后，将重构样本 $\widehat{X}^{(l_1)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 和 $\widehat{X}^{(l_3)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 作为输入数据样本，语义广播网络重复执行式（32）中的语义编码、式（33）中的不同语义特征交换、式（34）中的语义特征广播以及式（35）中的语义特征解码。为简洁起见，我们省略具体细节。注意，两次语义特征交换的都是第 $n$ 个特征。因此，经过两次语义特征交换后，交换的不同特征各自返回到其原始数据样本中。

经过两次语义特征交换后，令 $X^{(l_1)}{}_{i,\mathrm{d}}$ 和 $X^{(l_3)}{}_{i,\mathrm{d}}$分别表示最终重构的数据，对应的重构损失$L_{\mathrm{AE},3}$ 表示为

$$L_{\mathrm{AE},3}=\sum_{i=1}^{K}\sum_{\substack{l_1,l_3=1,\\ l_3\neq l_1}}^{L_{\mathrm{e}}}\left(\left\|\overline{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_1)}-X_{\mathrm{d}}^{(l_1)}\right\|^2+\left\|\overline{X}_{i,\mathrm{d}}^{(l_3)}-X_{\mathrm{d}}^{(l_3)}\right\|^2\right).$$

*B.* 所提出的语义广播通信网络架构

所提出的语义广播网络架构包括一个语义发射机网络和 $K$ 语义用户网络，如图6所示，其中符号 Conv2D 64@64*64 表示该网络具有 64 个二维卷积滤波器，输出尺寸为 64*64；Dense 1*4096 表示具有 4096 个神经元的全连接层，而 Residual Block 表示一个卷积块

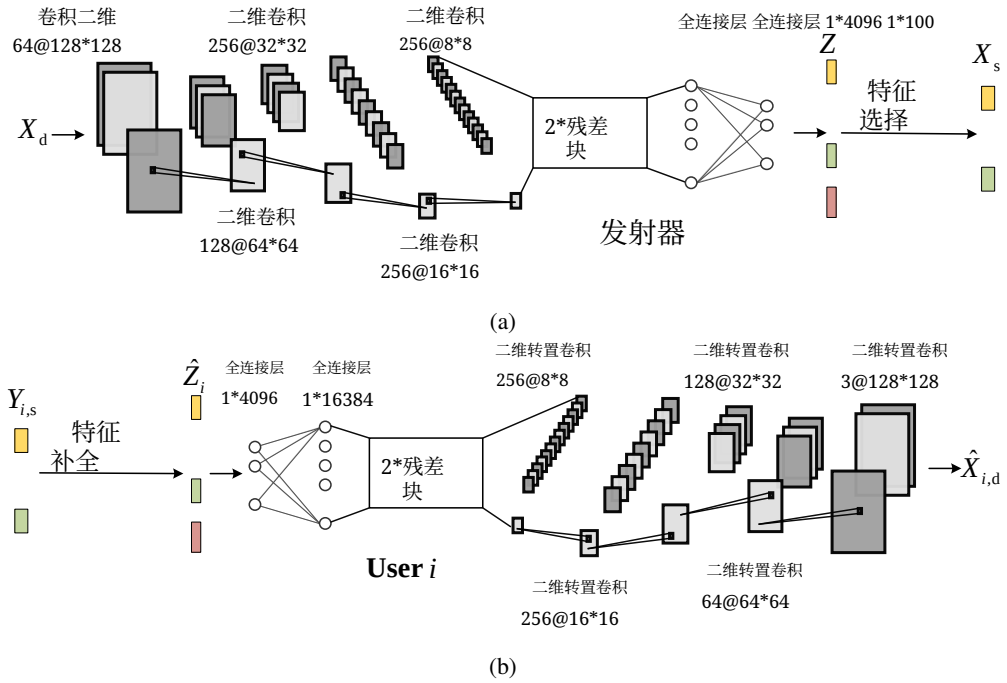



图6：（a）语义发射机架构；（b）语义用户 $i$。

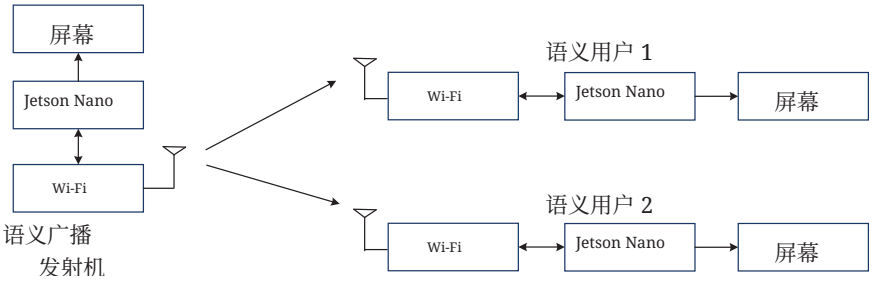
其中 Conv2D 256@8*8 $\rightarrow$ Conv2D 256@8*8。更具体地说，所提出的语义广播网络架构的详细信息如下：

*1)* 发射机的网络架构： $X_{\mathrm{d}} \rightarrow$ 二维卷积 64@128*128 $\rightarrow$ 二维卷积 128@64*64 $\rightarrow$ 二维卷积256@32*32 $\rightarrow$ 二维卷积256@16*16 $\rightarrow$ 二维卷积256@8*8 $\rightarrow$ 2*残差块 $\rightarrow$ 全连接层 1*4096 $\rightarrow$ 全连接层 1*100 $\rightarrow \{z_l\}_{l=1}^{100} \rightarrow X_{\mathrm{s}}$；

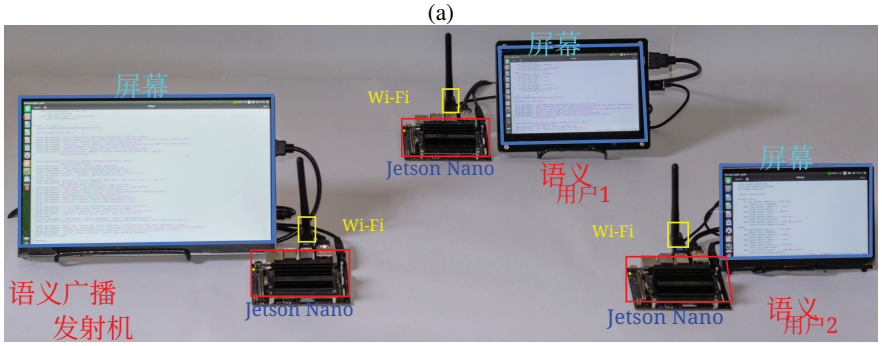
*2)* 用户的网络架构 $i$: $Y_{i,\mathrm{d}} \rightarrow \{\hat{z}_l\}_{l=1}^{100} \rightarrow$ 全连接层 1*4096 $\rightarrow$ 全连接层 1*16384$\rightarrow$ 2*残差块 $\rightarrow$ 二维转置卷积 256@8*8 $\rightarrow$ 二维转置卷积 256@16*16 $\rightarrow$ 二维转置卷积 128@32*32$\rightarrow$ 二维转置卷积 64@64*64 $\rightarrow$ 二维转置卷积 3@128*128 $\rightarrow X_{i,\mathrm{d}}$。

## V. 语义广播信道原型与实现

所提出的语义广播网络原型架构和硬件平台设计分别如图7（a）和（b）所示，可用于实现图6所示的特征解耦语义广播网络。所提出的语义广播网络原型包含一个发射机和两个语义移动用户，即用户1和用户2。训练好的语义广播网络通过三台便携式 Jetson Nano B01 处理器实现，分别代表发射机、用户1和用户2。便携式 Jetson Nano B01 原型的详细参数见表 II，其配备了




(a)




(b)

图7：（a）语义广播网络原型的架构，其中包含两个用户；（b）该硬件平台的the包含两个用户的语义广播网络原型。

NVIDIA Maxwell 图形处理单元（GPU）架构，配备 128 个 NVIDIA A 核心、ARM Cortex-A57 MPcore 四核中央处理器（@quad-core CPU）、Wi-Fi、Pytorch-GPU 和 torch-vision 软件。

具体而言，发射机对输入数据进行语义编码，然后进行特征选择和比特级源信道编码，最后通过 Wi-Fi 将语义特征数据广播给用户1和用户2。用户1通过 Wi-Fi 接收数据后，首先进行比特级信道与源解码，然后进行特征补全，接着进行语义解码，最后显示解码数据。用户2的操作与用户1类似。

表 II：语义广播信道网络原型的硬件参数。

| | |
|---|---|
| GPU | NVIDIA Maxwell 架构<br>128 个 NVIDIA CUDA 核心 |
| CPU | 四核 Cortex-A57 |
| 内存 4GB LPDDR4 | |
| Wi-Fi | 2.4GHz IEEE 802.11n/g/b |
| 屏幕 | 1920*1080px/800*480px 显示屏 |

## VI. 实验结果与分析

本节通过 GPU 仿真和硬件原型评估所提出的特征解耦语义广播网络的实验性能。本研究的 GPU 实验在配备 502 GB RAM 的 Intel Xeon Gold 6240 CPU 和 24 GB Nvidia GeForce 3090 GTX 显卡的设备上进行，使用由 CUDA 11.3 支持的 PyTorch。我们采用Adam优化器 [39] ，批量大小为 16，初始学习率为 0.0001。实验使用两个标准数据集进行，即字体数据集 [36]和 ilab-20M数据集 [40]。

### *A.* 通过*GPU*仿真展示语义*BC*性能

在加性非高斯分布噪声信道和慢瑞利衰落信道中，展示了所提出的语义广播通信方案的鲁棒传输性能。此外，还比较了四种广播信道传输方案，即在数字通信中采用JPEG压缩的基于JPEG的广播通信方案、训练过程中不添加信道噪声的非鲁棒语义广播通信方案，以及信噪比为$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}} = 4$分贝和$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}} = 8$分贝的所提出的鲁棒语义广播通信方案，其中$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}}$ 表示该方案的训练信噪比。

图8(a)展示了在ANGC上的四种广播信道方案的峰值信噪比（PSNR）随测试信噪比$\mathrm{SNR}_{\mathrm{test}}$ 的变化情况，其中加性非高斯分布噪声的概率密度函数$N_{1,\ s}$ 和$N_{2,\ s}$分别为$p_{N_{1,\ s}}(x) = p_{N_{2,\ s}}(x) = \frac{5}{2}\left(\mathrm{erf}\left(\frac{1-10x}{10\sqrt{2}}\right) - \mathrm{erf}\left(\frac{-1-10x}{10\sqrt{2}}\right)\right)$。可以看出，JPEG 压缩方案的峰值信噪比显著低于其他三种方案。在低信噪比区域（$\mathrm{SNR}_{\mathrm{test}} \leq 4$分贝），信噪比为$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}} = 4$分贝的鲁棒语义广播通信方案峰值信噪比最高，而信噪比为$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}}$ =8分贝的鲁棒语义广播通信方案峰值信噪比高于非鲁棒语义广播通信方案。在中信噪比区域（4分贝 $\leq \mathrm{SNR}_{\mathrm{test}} \leq 8$分贝），信噪比为$\mathrm{SNR}_{\mathrm{train}} = 8$分贝的鲁棒语义广播通信方案峰值信噪比最高，这验证了所提出方案的鲁棒性，尤其是在低信噪比和中信噪比区域。在高信噪比区域（$\mathrm{SNR}_{\mathrm{test}} \geq 8$分贝），非鲁棒语义广播通信方案的峰值信噪比最高。这是因为在高信噪比区域，噪声的影响可以忽略不计。

图8(b)展示了四种广播信道方案在慢瑞利衰落信道中，不同测试信噪比（$\mathrm{SNR}_{\mathrm{test}}$）下的峰值信噪比，其中 $G_1 \sim \mathcal{N}(0,\ 1)$ 和 $G_2 \sim \mathcal{N}(0,\ 2)$。与图8(a)中的峰值信噪比性能类似，JPEG压缩在四种方案中的表现最差。当

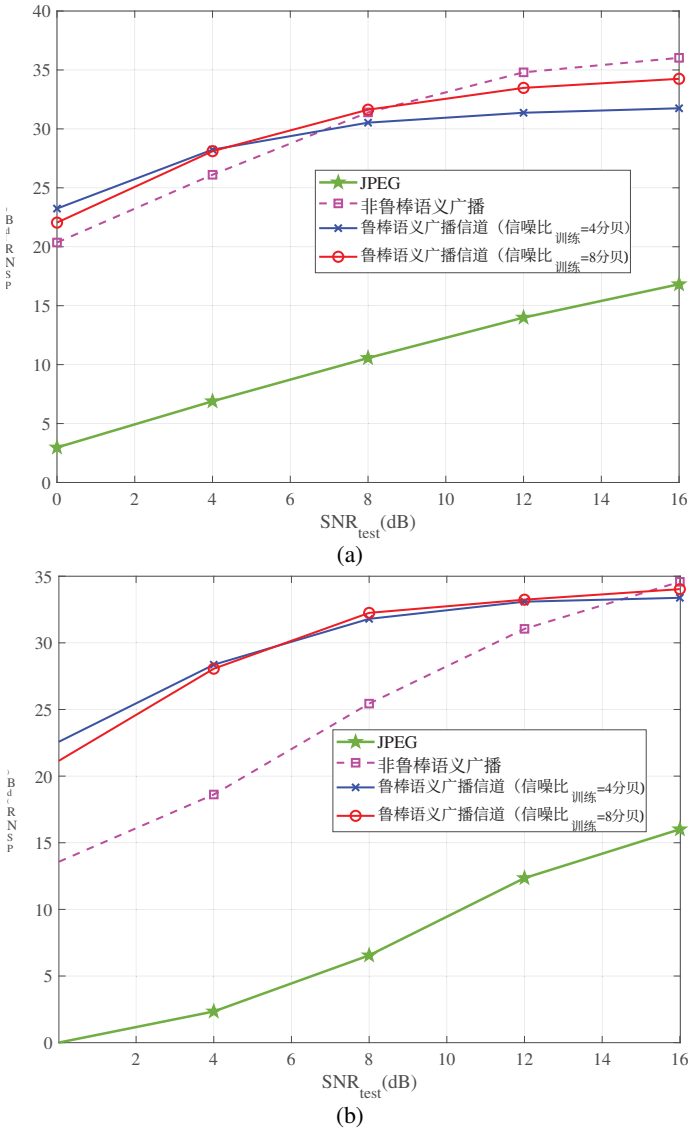



图8：(a) ANGC上的四种方案的峰值信噪比随信噪比$_{\text{test}}$ 的变化；(b) 瑞利衰落信道上的四种方案的峰值信噪比随信噪比$_{\text{test}}$ 的变化。

$\text{SNR}_{\text{test}} \leq 15$分贝时，所提出的信噪比为 $\text{SNR}_{\text{train}} = 4$分贝和 $\text{SNR}_{\text{train}} = 8$分贝的鲁棒语义广播信道方案，其峰值信噪比高于非鲁棒语义广播信道方案，这也证明了所提出方案的鲁棒性。而当 $\text{SNR}_{\text{test}} \geq 15$分贝时，非鲁棒语义广播信道方案的峰值信噪比最高，因为噪声影响可以忽略不计。

表III展示了两个用户的语义广播信道网络在 ANGC 上的性能比较，即信噪比为 $_{\text{test}} = 4$分贝的用户1和信噪比为$_{\text{test}} = 8$分贝的用户2，其中两个用户的目标特征和知识库不同。具体而言，如前两行所示，输入数据为蓝色背景图像上的红色小写字母 $w$ ，且

表III：语义广播信道网络在 ANGC 上的性能比较

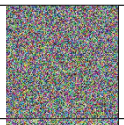
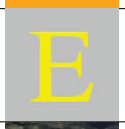
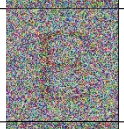
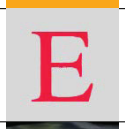
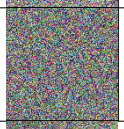
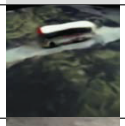
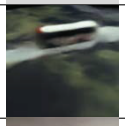
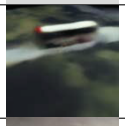
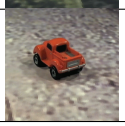
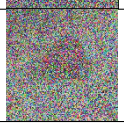
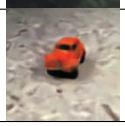
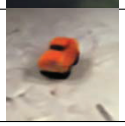
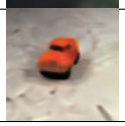
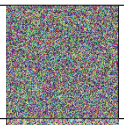
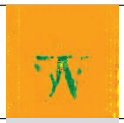
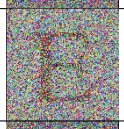
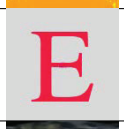
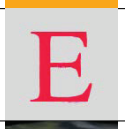
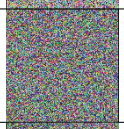
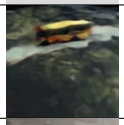
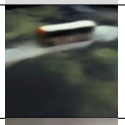
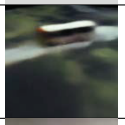
| 输入数据 $X_{\mathrm{d}}$ | 用户 | 目标特征 | 知识 base | JPEG | 非鲁棒语义广播信道 | 鲁棒语义广播信道 $\mathrm{SNR}_{\text{训练}}=4$分贝 | 鲁棒语义广播信道 $\mathrm{SNR}_{\text{训练}}=8$分贝 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
|  | 用户1 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=4$分贝 | 内容 |  |  |  |  |  |
| | 用户2 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=8$分贝 | Font 颜色 |  |  |  |  |  |
|  | 用户1 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=4$分贝 | 内容 |  |  |  |  |  |
| | 用户2 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=8$分贝 | Pose |  |  |  |  |  |

表4：语义广播信道网络在瑞利衰落信道上的性能比较

| 输入数据 $X_{\mathrm{d}}$ | 用户 | 兴趣特征 | 知识 base | JPEG | 非鲁棒语义广播信道 | 鲁棒语义广播信道 $\mathrm{SNR}_{\text{训练}}=4$分贝 | 鲁棒语义广播信道 $\mathrm{SNR}_{\text{训练}}=8$分贝 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
|  | 用户1 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=4$分贝 | 内容 |  |  |  |  |  |
| | 用户2 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=8$分贝 | Font 颜色 |  |  |  |  |  |
|  | 用户1 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=4$分贝 | 内容 |  |  |  |  |  |
| | 用户2 $\mathrm{SNR}_{\text{test}}=8$分贝 | Pose |  |  |  |  |  |

第三列显示用户1和用户2的目标特征分别为内容和字体颜色。第四列显示用户1和用户2的知识库分别为黄色背景上的绿色大写字母 $U$ 和灰色背景上的黄色大写字母 $E$ 。第五列显示 JPEG 压缩方案的传输性能较差，解码图像无法辨认。第六至第八列分别为非鲁棒语义广播通信方案、信噪比为$_{\text{train}}=4$分贝的鲁棒语义广播通信方案以及信噪比为$_{\text{train}}=8$分贝的鲁棒语义广播通信方案的重建图像。

用户1的重构数据是在黄色背景上的绿色小写字母 $w$，用户2的重构数据是在灰色背景上的红色大写字母 $E$，这验证了所提出的语义广播信道网络进行特征选择和特征补全的有效性。

此外，表III最后两行的输入数据是一个朝向左下的白色巴士图像，第三列显示，用户1和用户2的目标特征分别是内容和姿态。第四列显示，用户1和用户2的知识库分别是朝向左侧、具有红白绿配色的汽车，以及朝向右上的红色皮卡。类似地，第五列显示，JPEG压缩方案的解码图像无法被识别。第六至第八列显示，用户1和用户2的重构数据包含目标特征和用户知识库中的特征，其中仅传输了目标特征。这也验证了所提出的语义广播信道网络进行特征选择和特征补全的有效性。

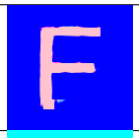
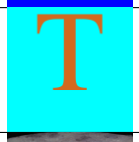
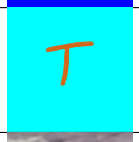
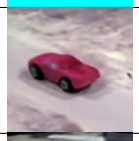
表4展示了四种广播信道方案在瑞利衰落信道上的性能对比。与表III类似，表4验证了所提出的语义广播信道网络中的特征选择和特征补全的有效性。此外，第六列显示，采用非鲁棒语义广播通信方案时，用户1的重构数据较为模糊；而采用鲁棒语义BC方案时，重构数据则较为清晰，这证明了鲁棒语义BC设计所带来的价值。

### *B.* 通过原型实验展示语义*BC*性能

通过所提出的语义广播通信原型展示特征解耦语义广播信道网络的性能，该原型在第VI节中进行了设计，

表V展示了语义广播信道网络的特征选择性能，其中用户1和用户2的目标特征和知识库各不相同。具体而言，前两行的输入数据是一个小尺寸的蓝色斜体字母 $F$，第3列显示，用户1和用户2的目标特征分别是内容和风格。第4列显示，用户1和用户2的知识库分别是一个大尺寸的粉色常规字体字母 $U$ 和一个大尺寸的红色常规字体字母 $T$。第5列显示，用户1重构出的图像是一个大尺寸的粉色常规字体字母 $F$，而用户2重构出的数据是一个小尺寸的红色斜体字母 $T$。因此，传输给用户的只有目标语义特征，非目标语义特征则根据知识库生成。此外，

表V：语义广播信道网络原型的特征选择性能

| 输入数据 $X_{\mathrm{d}}$ | 用户 | 目标特征 | 知识 base | 重建结果 data $X_{i,\mathrm{d}}$ (Jetson Nano) |
|---|---|---|---|---|
|  | 用户1 | 内容 |  |  |
| | 用户2 | 风格 |  |  |
|  | 用户1 | 内容 |  |  |
| | 用户2 | Pose |  |  |

后两行的输入数据是一辆红色左侧姿势汽车。同样，第3列至第5列也验证了所提出的语义广播信道网络的特征选择和特征补全的有效性。

表 VI：语义广播通信网络原型上的传输比较

| | 传输时间（ms） | 压缩比 | PSNR | 重建 data |
|---|---|---|---|---|
| 原始图像 | 466.44 | 1 | 100 |  |
| JPEG | 168.69 | 21.22 | 23.72 |  |
| 非鲁棒语义广播信道 | 5 | 1966.09 | 27.59 |  |
| 鲁棒语义广播信道 $\mathrm{SNR}_{\mathrm{test}}$ = 8分贝 | 5 | 1966.09 | 27.32 |  |

最后，在表 VI 中，我们给出了原始图像传输方案、JPEG压缩方案、非鲁棒语义广播

信道方案以及信噪比为$_{\text{train}} = 8$分贝时的鲁棒语义广播通信方案的传输时间（毫秒）、压缩比、峰值信噪比和重构数据。表 VI 显示，非鲁棒语义广播通信方案和鲁棒语义广播通信方案的传输时间为 5 毫秒，显著低于 JPEG压缩方案（168.69 毫秒）和原始图像传输方案（466.44 毫秒）。此外，非鲁棒语义广播通信方案和鲁棒语义广播通信方案的压缩比分别为 1966.09，显著高于 JPEG压缩方案（21.22）和原始图像传输方案。因此，所提出的语义广播信道网络能够显著降低传输负载和传输时间。此外，鲁棒语义广播通信方案的峰值信噪比高于 JPEG压缩方案，并接近非鲁棒广播信道方案。

## VII. 结论

本文提出了一种实用的鲁棒特征解耦语义广播信道框架，可利用比特级通信网络中现有的、设计完善的标准和硬件。在所提出的框架中，语义信息被提取并解耦为相互独立的语义特征。随后，通过应用特征选择，仅选择用户感兴趣的语义特征进行传输，其余语义特征则无需发送。这不仅降低了广播信道网络的负载，还增强了语义特征抵抗信道噪声的鲁棒性。此外，我们提出了多源数据压缩的最优失真分配方案，并推导了语义广播信道可达速率区域的内界和外界。此外，我们基于监督式自编码器设计了一种轻量级鲁棒语义广播通信网络，并开发了相应的硬件概念验证原型，这是首个语义广播信道网络原型。最后，图形处理单元仿真和原型实验均表明，我们提出的语义广播信道网络能够抵抗信道噪声和信道衰落，并可显著提高传输效率。本文证明了语义广播信道网络设计及其实际实现的可行性。

## 参考文献

[1] Y. S. J. Z. K. B. Letaief、W. Chen 和 Y. J. A. Zhang，《迈向6G之路：人工智能赋能的无线网络》，*IEEE*《通信杂志》，第57卷第8期，第84–90页，2019年8月。[2] P. Zhang、W. Xu、H. Gao、K. Niu、X. Xu、X. Qin、C. Yuan、Z. Qin、H. Zhao、J. Wei 等，《迈向智慧演进、原始简约的6G：语义通信网络的新范式》，《工程》，2022年。

[3] M. Kountouris 和 N. Pappas，《面向联网智能系统的语义赋能通信》，IEEE《通信杂志》，第59卷第6期，第96–102页，2021年1月。[4] W. B. M. Furuya、R. Sterling 和 Y. Inoue，《D-ila全分辨率8K投影仪》，载于SMPTE年度技术会议暨展览会，2009年。[5] Cisco，《年度互联网报告（2018-2023）白皮书》，2020年。[6] I. Union，《2020至2030年IMT流量估计》，载于ITU报告，2015年。[7] B. Mao、F. Tang、Y. Kawamoto 和 N. Kato，《面向6G绿色通信的人工智能模型》，IEEE《通信调查与教程》，第24卷第1期，第210–247页，2022年11月。[8] K. Niu、J. Dai、S. Yao、S. Wang、Z. Si、X. Qin 和 P. Zhang，《迈向语义通信：范式转变》，arXiv预印本 arXiv:2203.06692，2022年。[9] M. Sana 和 E. Calvanese Strinati，《语义学习：实现高效6G通信的机遇》，arXiv预印本 arXiv:2202.11958，2021年。[10] Y. L. G. Shi、Y. Xiao 和 X. Xie，《从语义通信到语义感知网络：模型、架构与开放问题》，IEEE《通信杂志》，第59卷第8期，第44–50页，2021年8月。[11] X. Luo、H.-H. Chen 和 Q. Guo，《语义通信：概述、开放问题与未来研究方向》，IEEE《无线通信》，第1–10页，2022年1月。[12] J. Bao、P. Basu、M. Dean、C. Partridge、A. Swami、W. Leland 和 J. A. Hendler，《迈向语义通信理论》，载于IEEE网络科学研讨会论文集，第110–117页，2011年6月。[13] A. Y. B. G¨uler 和 A. Swami，《语义通信博弈》，IEEE《认知通信与网络汇刊》，第4卷第4期，第787–802页，2018年12月。[14] N. Farsad、M. Rao 和 A. Goldsmith，《用于文本联合源信道编码的深度学习》，载于（ICASSP）论文集，第2326–2330页，2018年4月。[15] H. Xie、Z. Qin、L. Geoffrey Ye 和 B.-H. Juang，《深度学习赋能的语义通信系统》，IEEE《信号处理汇刊》，第69卷，第2663–2675页，2021年4月。[16] P. Jiang、C.-K. Wen、S. Jin 和 G. Y. Li，《结合HARQ的句子语义传输深度源信道编码》，arXiv预印本 arXiv:2106.03009，2021年。[17] K. Lu、R. Li、X. Chen、Z. Zhao 和 H. Zhang，《通过语义相似度实现强化学习驱动的语义通信》，arXiv预印本 arXiv:2108.12121，2021年。[18] Z. Weng 和 Z. Qin，《用于语音传输的语义通信系统》，IEEE《精选通信领域期刊》，第39卷第8期，第2434–2444页，2021年8月。[19] H. Tong、Z. Yang、S. Wang、Y. Hu、W. Saad 和 C. Yin，《无线网络上的联邦学习音频语义通信》，载于IEEE全球通信会议（GLOBECOM）论文集，第1–6页，2021年2月。[20] G. Shi、D. Gao、X. Song、J. Chai、M. Yang、X. Xie、L. Li 和 X. Li，《一种新的通信范式：从比特准确性到语义保真度》，arXiv预印本 arXiv:2101.12649，2021年1月。[21] P. Jiang、C.-K. Wen、S. Jin 和 G. Y. Li，《面向视频会议的无线语义通信》，arXiv预印本 arXiv:2204.07790，2022年。[22] T.-Y. Tung 和 D. G¨und¨uz，《DeepWiVe：深度学习辅助的无线视频传输》，arXiv预印本 arXiv:2111.13034，2021年11月。[23] D. B. Kurka 和 D. G¨und¨uz，《采用深度联合信源信道编码的带宽自适应图像传输》，IEEE《无线通信汇刊》，第20卷第12期，第8081–8095页，2021年6月。[24] M. Jankowski、D. G¨und¨uz 和 K. Mikolajczyk，《边缘无线图像检索》，IEEE《精选通信领域期刊》，第39卷第1期，第89–100页，2021年1月。

[25] Y. M. J. Shao 和 J. Zhang，“面向边缘推理的面向任务的通信学习：一种信息瓶颈方法”，*IEEE J. Sel. Areas Commun.*，第40卷，第1期，第197–211页，2022年1月。[26] X. Kang、B. Song、J. Guo、Z. Qin 和 F. R. Yu，“无人机系统中用于场景分类的面向任务的图像传输”，*arXiv*预印本 *arXiv:2112.10948*，2021年12月。[27] Q. Hu、G. Zhang、Z. Qin、Y. Cai 和 G. Yu，“抵御语义噪声的鲁棒语义通信”，*arXiv*预印本 *arXiv:2202.03338*，2022年2月。[28] D. Huang、X. Tao、F. Gao 和 J. Lu，“面向语义通信的基于深度学习的图像语义编码”，载于*2021 IEEE*全球通信大会（*GLOBECOM*），第1–6页，2021年12月。[29] E. Bourtsoulatze、D. B. Kurka 和 D. G¨und¨uz，“用于无线图像传输的深度联合信源信道编码”，*IEEETrans. Cognit.Commun. Netw.*，第5卷，第3期，第567–579页，2019年5月。[30] J. Xu、B. Ai、W. Chen、A. Yang、P. Sun 和 M. Rodrigues，“使用带注意力模块的深度信源信道编码进行无线图像传输”，*IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*，2021年5月。[31] D. B. Kurka 和 D. G¨und¨uz，“DeepJSCC-f：带反馈的图像深度联合信源信道编码”，*IEEE J. Sel. AreasInf.Theory*，第1卷，第1期，第178–193页，2020年4月。[32] M. Yang、C. Bian 和 H.-S. Kim，“面向无线多径衰落信道的正交频分复用引导深度联合信源信道编码”，*IEEE Trans. Cognit. Commun. Netw.*，2022年2月。[33] M. Yang 和 H.-S. Kim，“采用自适应速率控制的无线图像传输深度联合信源信道编码”，*arXiv*预印本 *arXiv:2110.04456*，2021年。[34] M. Ding、J. Li、M. Ma 和 X. Fan，“用于无线图像传输的信噪比自适应深度联合信源信道编码”，载于*IEEE*国际声学、语音与信号处理会议论文集（*ICASSP*），第1555–1559页，2021年5月。[35] Y. Blau 和 T. Michaeli，“重新思考有损压缩：率失真感知权衡”，载于国际机器学习大会。PMLR，第675–685页，2019年。[36] G. X. L. I. Yunhao Ge Sami Abu-El-Haija，“基于组监督学习的零样本合成”，*ICLR*论文集，第1–16页，2021年。[37] T. M. Cover 和 J. A. Thomas，信息论基础，第*2*版，美国纽约州纽约市：Wiley，2006年。[38] S. Ihara，“加性非高斯噪声信道的容量”，*Inform. Contr.*，第37卷，第1期，第34–39页，1978年9月。[39] A. Borji、S. Izadi 和 L. Itti，“iLab-20M：用于研究深度学习的大规模受控对象数据集”，载于*2016*年*IEEE*计算机视觉与模式识别会议（*CVPR*），第2221–2230页，2016年。