

# 基于深度联合信源信道编码的CSI反馈技术



## Deep Joint Source-Channel Coding Based CSI Feedback

许佳龙 / XU Jialong, 陈为 / CHEN Wei, 艾渤 / AI Bo

(北京交通大学, 中国 北京 100044)  
(Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202302007

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230411.1649.026.html>

网络出版日期: 2023-04-12

收稿日期: 2023-01-16

**摘要:** 提出了一种基于深度联合信源信道编码的信道状态信息 (CSI) 反馈方法。该方法使用非线性编码对原始的CSI信息进行降维, 之后使用多层网络生成信道输入符号, 并利用注意力机制实现了针对信道噪声的自适应功能。与现有CSI压缩反馈方法相比, 得益于信源和信道的深度联合编码, 该方法可以在有限的带宽下获得更好的预编码任务的性能。此外, 所提的方法可使用近似量化方法将复信道输入符号转换为有限的星座点符号, 能够与现代移动通信系统有效兼容。

**关键词:** 联合信源信道编码; 深度学习; CSI反馈; 预编码

**Abstract:** A deep joint source-channel coding based channel state information (CSI) feedback method is proposed. The proposed method uses nonlinear coding to reduce the dimensionality of the original CSI information and a multi-layer network to generate channel input symbols, and employs an attention mechanism to realize the adaption for channel noise. Compared with existing compression-based CSI feedback methods, the proposed method can obtain better performance of the precoding task under limited bandwidth, which benefits from deep joint source-channel coding. Moreover, the proposed method can employ approximation quantization to convert infinite channel input symbols to finite quantization constellation symbols, which is effectively compatible with modern mobile communication systems.

**Keywords:** joint source-channel coding; deep learning; CSI feedback; precoding

为服务于全息通信和元宇宙等具有海量通信吞吐需求的新兴智能应用, 6G通信系统应具备超大带宽和超高频谱效率<sup>[1-4]</sup>。随着毫米波以上频段的使用, 无线通信的可用带宽进一步增加。然而, 在毫米波和太赫兹频率下, 传播损耗将变得更加严重, 这会导致更高的通信功耗或更小的小区覆盖半径。为提高通信频谱效率, 多输入多输出 (MIMO) 技术和大规模MIMO技术已经成为4G和5G的关键技术。超大规模MIMO亦有望成为6G的关键技术<sup>[5]</sup>。

典型的大规模MIMO场景为具有大量天线的基站同时服务多个用户设备。为了充分利用MIMO系统的多天线优势, 基站侧需要掌握瞬时下行信道状态信息 (CSI)。在时分双工模式下, 基站通过用户发送的导频信号估计上行CSI, 并利用信道互易性推断出下行CSI。在频分双工模式下, 由于上下行链路工作在不同的频率上, 不再满足信道互易性, 因此需要通过三步交互来获取下行CSI: 首先基站向用户发送导

频信号, 然后用户根据导频信号估计下行CSI, 最后用户将估计的下行CSI反馈给基站。然而, 这种CSI反馈机制不可避免地占用了部分通信上行资源, 挤占了原本可用于数据传输的上行资源块。

为了减少反馈开销, 5G采用基于码本的方法, 使用反馈码本索引的方式代替反馈下行CSI的全信息的方式<sup>[6]</sup>。然而, 随着对通信吞吐量需求的持续提升, 天线数量不断增加, 码本空间急剧扩大, 反馈开销急速提升。通过利用信道特性对下行CSI进行压缩是解决这一问题的关键。由于信道在变换域的近似稀疏特性, 基于压缩感知的方法可对稀疏的信道表示进行压缩, 以减少反馈开销<sup>[7]</sup>。然而, 在实际场景下, 信道在变换域并不能满足严格稀疏的条件, 降低了压缩感知方法的性能。此外, 现有基于压缩感知的重建算法中的迭代过程通常非常耗时, 难以在计算受限或严苛的时延要求场景下应用。

近年来, 随着深度学习技术在计算机视觉和自然语言处理的卓越表现, 深度学习被引入对CSI信息的压缩中<sup>[8-10]</sup>。这些工作被视为基于分离源信道编码方案的通信系统的信源

基金项目: 国家自然科学基金 (62122012、62221001、61961130391、62171380); 北京市自然科学基金 (L202019、L211012)

编码模块。该方案通常假设信道编码模块和调制模块能够保证完美传输，即可以根据反馈信道质量自适应调整调制编码方式，成功传输所有的反馈码字。然而，基于分离信源信道编码的CSI反馈有如下缺点：首先，理论上，在有限码长下分离信源信道编码方案已被证明不如联合源信道编码方案<sup>[11]</sup>。其次，分离信源信道编码方案在真实无线场景中具有“悬崖效应”<sup>[12]</sup>。如果实际反馈信道条件比预期的信道条件差，并且超出所采用的信道编码方案的能力，则CSI的重建质量会急剧下降。在这种情况下，基站无法使用恢复的CSI进行后续处理。然而，在实际信道条件变得比预期信道条件更差的情况下，联合信源信道编码方案也能提供平稳的性能下降，这使得恢复的CSI对于基站的后续执行过程仍然有价值。最后，混合自动请求重传技术尽管可以补偿由信道条件不匹配引起的信道译码错误，但增加了额外的反馈开销，并为CSI反馈任务带来了延迟问题。因此，有必要研究基于深度联合信源信道编码的CSI反馈方案，以减少上行反馈资源占用，解决当前CSI反馈任务中的潜在问题。

## 1 CSI反馈方案设计

### 1.1 CSI反馈系统模型

本文考虑频分双工模式下的大规模多天线正交频分复用(OFDM)系统。其中，基站侧部署 $N_t$ 根天线，用户侧部署单天线，上行链路和下行链路均使用 $N_c$ 个子载波。假设完美的上行CSI和下行CSI可以分别在基站侧和用户侧通过基于导频的训练获得。基于深度联合信源信道编码的CSI反馈网络设计如图1所示。下行CSI和上行CSI分别表示为 $H_d \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}$ 、 $H_u \in \mathbb{C}^{N_t \times N_t}$ 。位于用户侧的深度联合信源信道编码器将下行CSI信息 $H_d$ 和已知的上行链路的信噪比信息 $\mu$ 编码为复向量 $s$ ：

$$s = f_\varphi(H_d, \mu) \in \mathbb{C}^k, \quad (1)$$

其中， $\varphi$ 表示深度联合信源信道编码器的参数集。复向量 $s = [s_1, s_2, \dots, s_k]^T$ 被OFDM映射模块映射至 $k$ 个子载波上，其中， $s_i$ 是承载在第 $i$ 个子载波上的符号。假设一个子载波上的一个符号的平均功率为 $P$ ，对编码向量 $s$ 进行功率归一化，即 $1/k E(ss^*) = P$ ，以满足用户侧的发射功率约束。

基站接收到的第 $i$ 个子载波上的反馈信号可表示为：

$$y_i = h_u^i s_i + z_i, \quad (2)$$

其中，复向量 $y_i \in \mathbb{C}^{N_t}$ 表示在基站侧 $N_t$ 根天线第 $i$ 个子载波上接收到的符号，复向量 $h_u^i \in \mathbb{C}^{N_t}$ 表示在第 $i$ 个子载波上的上行信道，复向量 $z_i \in \mathbb{C}^{N_t}$ 为噪声向量。噪声向量 $z_i$ 的分布为 $CN(0, \sigma^2 I)$ ，其中， $\sigma^2$ 表示噪声功率。

在基站侧天线接收到 $s_i$ 的多个带噪声的副本后，执行最大比合并算法以获取在基站侧恢复的 $\hat{s}_i$ 。该过程可表示为：

$$\hat{s}_i = w_i^* y_i, \quad (3)$$

其中，合并向量 $w_i$ 为 $h_u^i / \|h_u^i\|_2$ 。随后，各子载波上的接收符号合并为复向量 $\hat{s} = [\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_k]^T$ 。这里，复向量 $\hat{s}$ 表示基站侧对信道输入复向量 $s$ 的重构。随后，基站侧使用深度联合信源信道译码器将复向量 $\hat{s}$ 和信噪比信息 $\mu$ 映射为恢复的CSI信息 $\hat{H}_d$ ：

$$\hat{H}_d = f_\phi(\hat{s}, \mu) \in \mathbb{C}^{N_r \times N_t}, \quad (4)$$

其中， $\phi$ 表示深度联合信源信道译码器的参数集。

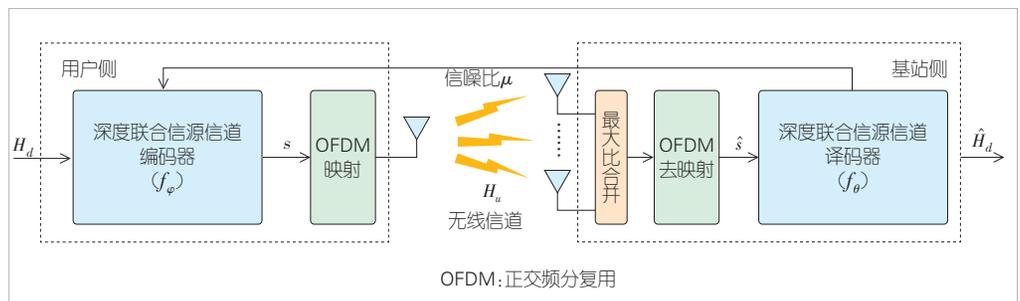
基于深度联合信源信道编码的CSI反馈，通过在确定的信道带宽 $k$ 下最小化空间频率域的CSI失真，来优化参数集 $\Theta = \{\varphi, \phi\}$ 。

$$\Theta^* = \underset{\Theta}{\operatorname{argmin}} E_{p(\mu)} \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \|H_d^{(i)} - \hat{H}_d^{(i)}\|_2^2, \quad (5)$$

其中， $\Theta^*$ 表示最优参数集， $p(\mu)$ 表示信噪比的概率分布函数， $H_d^{(i)}$ 表示在空间频率域的第 $i$ 个训练集的样本， $\hat{H}_d^{(i)}$ 表示基站侧在空间频率域重构的第 $i$ 个训练集的样本， $T$ 表示训练数据集的大小。

### 1.2 CSI反馈网络

基于深度联合信源信道编码的CSI反馈网络如图2所示，分为深度联合信源信道编码网络和深度联合信源信道译码网络。在用户侧，现有CSI压缩反馈使用截断的2D-DFT变换



▲图1 基于深度联合信源信道编码的信道状态信息反馈系统

可初步减小CSI的反馈量。受此启发,深度联合信源信道编码网络首先使用3层卷积网络对原始的空频域CSI进行降维,之后基于文献[9]提出的网络,使用卷积层和全连接层对降维后的CSI信息进行特征提取。压缩后的 $2k$ 维实数向量两两结合,重组为 $k$ 维复向量,在进行功率归一化约束后,承载至OFDM子载波进行发射。在基站侧,深度联合信源信道译码网络从恢复的复向量中提取实部和虚部,并将其重组为实数向量,之后依次输入至全连接层、卷积层和残差块中,以恢复降维后的CSI信息;随后,使用3层转置卷积网络对降维后的CSI信息进行非线性变换,恢复原始的空频域CSI信息。由于传统的神经网络无法针对不同的信道条件进行动态调整,本文使用文献[13]中提出的即插即用的注意力特征(AF)模块为深度联合信源信道编码网络提供信道自适应功能。文献[14]对基于深度联合信源信道编码的CSI反馈网络的设计原则进行了详细的介绍。

### 1.3 评估指标

现有CSI反馈任务通常首选归一化均方误差(NMSE)对CSI反馈精度进行评估。然而,在实际通信系统中,基站在接收到CSI的反馈信息后通常会做进一步处理,以适配后续通信任务,如预编码任务。因此,对CSI反馈任务性能的评估应当更加关注后续任务的执行性能。为此,本文选取余弦相似度指标进行评估:

$$\rho = \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} \frac{|\hat{h}_d^i \# h_d^i|}{\|\hat{h}_d^i\|_2 \|h_d^i\|_2} \right\} \quad (6)$$

当基站侧使用 $\hat{h}_d^i / \|\hat{h}_d^i\|_2, i = 1, 2, \dots, N_c$ 作为预编码向量时,余弦相似度指标可以表示基站侧收到CSI反馈后执行预编码任务时的任务性能。

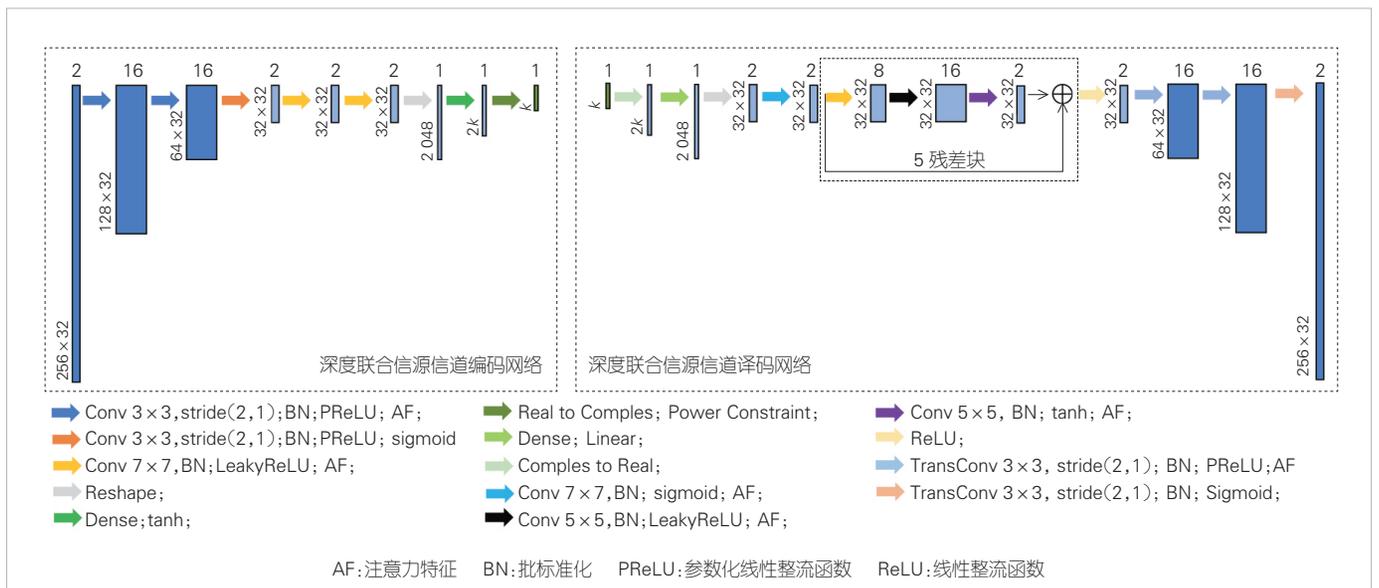
## 2 实验与结果分析

### 2.1 实验环境与数据集

本文使用TensorFlow及其高阶API Keras进行下述实验。根据第3代合作伙伴计划(3GPP)的TR 38.901<sup>[15]</sup>,上行链路CSI和下行链路CSI可由QuaDRiGa<sup>[16]</sup>生成。本文创建了一个开放的室内场景,其中下行链路的中心频率为5.2 GHz,上行链路的中心频率为5.4 GHz。在开放室内场景中,信道包含20个簇,每个簇包含15条子径。基站位于一个20 m × 20 m大小的正方形区域中心。具有半波长天线空间的均匀线性阵列部署在基站侧。基站侧的天线数量为 $N_t = 32$ ,用户侧的天线数量为 $N_r = 1$ 。基站侧和用户侧均使用全向天线。基站的高度为3 m,用户的高度为1.5 m。上行链路和下行链路均使用 $N_c = 256$ 个子载波。CSI的训练集、验证集和测试集分别包含100 000、30 000、20 000个样本对。一个样本对包含一个下行链路CSI的样本和一个上行链路CSI的样本。

### 2.2 对比实验方案

本文采用分离信源信道编码方案作为对比方案。具体而言,我们使用文献[9]提出的CSINet+作为信源编码并使用5G上行控制信息(UCI)传输作为信道编码的方案。UCI的调



▲图2 基于深度联合信源信道编码的信道状态信息反馈网络

制方案包括二进制相移键控 (BPSK)、4 符号正交幅度调制 (4 QAM)、16 QAM、64 QAM 和 256 QAM。与与本文所提的深度联合信源信道编码网络进行公平的比较, 分离信源信道编码方案需要调整信源编码码率、信道编码码率及调制方式, 以匹配反馈带宽。

### 2.3 仿真结果分析

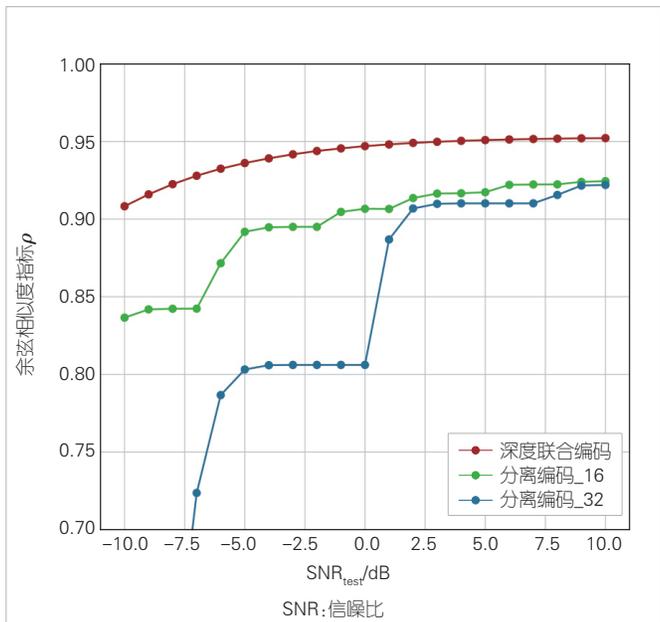
对于本文提出的基于深度联合信源信道编码的CSI反馈方法, 在训练阶段, 批大小被设置为 200。Adam 优化器首先以  $10^{-3}$  的学习率初始化。当损失函数在 20 个周期内均未下降时, 学习率将衰减为原来的一半。学习率的下限设置为  $10^{-4}$ 。为了使网络收敛, 网络的训练周期被设置为 500。

图 3 比较了在反馈带宽  $k = 16$  时, 基于深度联合信源信道编码的CSI反馈和基于分离编码的CSI反馈的余弦相似度性能。其中, 分离编码\_16、分离编码\_32 分别表示使用CSINet+编码网络的输出维度分别为 16 和 32 时分离编码的性能。当  $SNR_{test} \in [-10, 10]$  dB 时, 深度联合编码的性能比分离编码\_16 的性能高出 0.03 ~ 0.07; 当  $SNR_{test} \in [-7, 10]$  dB 时, 比分离编码\_32 的性能高出 0.03 ~ 0.2, 如图 4 所示。因此深度联合编码的性能优势在低信噪比下更加显著。

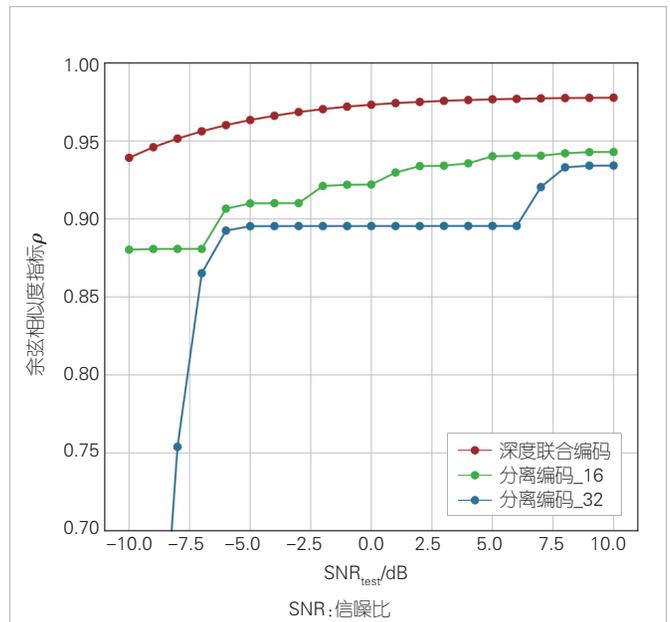
图 4 比较了在反馈带宽  $k = 32$  时, 基于深度联合信源信道编码的CSI反馈和基于分离编码的CSI反馈的余弦相似度性能。当  $SNR_{test} \in [-10, 10]$  dB 时, 深度联合编码的性能比分离编码\_32 的性能高出 0.035 ~ 0.058; 当  $SNR_{test} \in [-7, 10]$  dB

时, 比分离编码\_64 的性能高出 0.044 ~ 0.091。当反馈带宽从  $k = 16$  增长到  $k = 32$  时, 深度联合编码的性能仍然优于分离编码的性能。

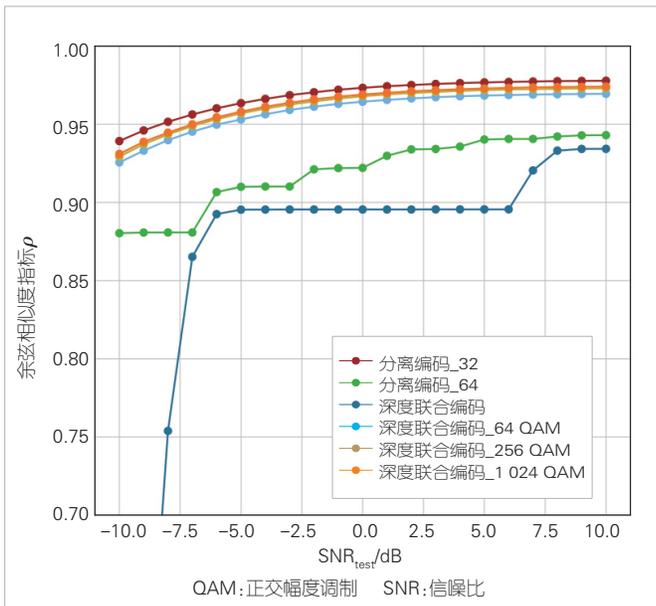
上述实验假设深度联合编码的发送端可以发送任何复数值。然而, 现有的移动通信系统使用数字调制方式进行发射, 其发射值为固定的离散星座点。本实验将使用近似量化的方法, 将深度联合编码器编码后的复数符号映射至距离最近的离散星座点后, 再进行发射, 以使深度联合编码方法与现有移动通信系统兼容。图 5 分别展示了在反馈带宽  $k = 32$  的条件下将深度联合编码方法分别量化为 64 QAM、256 QAM 和 1 024 QAM 时的性能。可以看到, 随着可量化星座点数量的不断减少, 深度联合编码的性能不断下降。例如, 在  $SNR_{test} \in [-10, 10]$  dB 时, 量化为 1 024 QAM 的深度联合编码的性能比未使用星座点量化的深度联合编码的性能低约 0.008; 量化为 256 QAM 的深度联合编码的性能与量化为 1 024 QAM 的深度联合编码的性能近似; 量化为 64 QAM 的深度联合编码的性能则比量化为 256 QAM 的深度联合编码的性能低约 0.005。即便深度联合编码使用量化星座点发射带来了一定程度的性能损失, 然而, 量化等级最低的深度联合编码\_64 QAM 的性能仍然优于分离编码的性能。需要说明的是, 本实验仅使用了最基本的量化方法, 若能够将星座点量化过程考虑到训练过程中, 或者针对量化星座点的位置进行专门的设计, 量化后的性能损失可进一步降低。



▲图 3 在反馈带宽  $k = 16$  时, 基于深度联合信源信道编码的信道状态信息(CSI)反馈和基于分离编码的CSI反馈性能对比



▲图 4 在反馈带宽  $k = 32$  时, 基于深度联合信源信道编码的信道状态信息(CSI)反馈和基于分离编码的CSI反馈性能对比



▲图5 在反馈带宽  $k = 32$  时,基于深度联合信源信道编码的信道状态信息(CSI)反馈的数字星座点性能对比

### 3 结束语

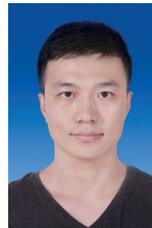
本文提出了一种基于深度联合信源信道编码的CSI反馈方法。该方法使用非线性变换网络对原始CSI信息进行初步降维后,使用深度学习网络对CSI信息进行特征提取,并使用注意力特征模块实现了对信道的自适应功能。不同于现有方法使用CSI恢复精度作为性能评估指标,针对CSI反馈的后续预编码任务,本文使用余弦相似度指标对基站侧使用CSI反馈进行预编码的性能进行了评估。相比于分离信源信道编码方法,本文提出的深度联合信源信道编码方法能够有效提升任务性能。此外,为使所提出的方法有效兼容现有移动通信系统,本文使用近似量化将编码后的复数符号映射至距离最近的数字星座点。实验结果显示,量化后的深度联合信源信道编码方法虽然会导致一定程度的性能下降,但其性能仍然远优于基于分离信源信道编码的CSI反馈性能。

#### 参考文献

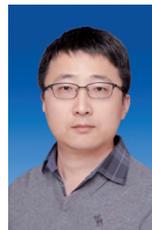
[1] 葛建华,李靖. 对6G关键技术发展的思考[J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(2): 45-48. DOI:10.12142/ZTETJ.202102010  
 [2] 王海明,陈祎祎. 6G:跨频段协同通信[J]. 中兴通讯技术, 2022, 27(4): 42-43. DOI:10.12142/ZTETJ.202204009  
 [3] 谢峰,王菲,刘汉超. 面向6G的全场景的多频段智能融合组网[J]. 中兴通讯技术, 2022, 27(4): 25-30. DOI:10.12142/ZTETJ.202204006  
 [4] 韩书君,董晴,许晓东. 面向6G全场景的多频段协同覆盖扩展技术[J]. 中兴通讯技术, 2022, 27(4): 31-35. DOI:10.12142/ZTETJ.202204007  
 [5] 张平,牛凯,田辉,等. 6G移动通信技术展望[J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2019022  
 [6] 3GPP. Physical layer procedures for data: 3GPP TS 38.214 [S]. 2020  
 [7] QIN Z J, FAN J C, LIU Y W, et al. Sparse representation for wireless communications: a compressive sensing approach [J]. IEEE signal processing magazine, 2018, 35(3): 40-58. DOI: 10.1109/MSP.2018.2789521

[8] WEN C K, SHIH W T, JIN S. Deep learning for massive MIMO CSI feedback [J]. IEEE wireless communications letters, 2018, 7(5): 748-751. DOI: 10.1109/LWC.2018.2818160  
 [9] GUO J J, WEN C K, JIN S, et al. Convolutional neural network-based multiple-rate compressive sensing for massive MIMO CSI feedback: design, simulation, and analysis [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(4): 2827-2840. DOI: 10.1109/TWC.2020.2968430  
 [10] MASHHADI M B, YANG Q Q, GÜNDÜZ D. Distributed deep convolutional compression for massive MIMO CSI feedback [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(4): 2621-2633. DOI: 10.1109/TWC.2020.3043502  
 [11] KOSTINA V, VERDÚ S. Lossy joint source-channel coding in the finite blocklength regime [C]//Proceedings of 2012 IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings. IEEE, 2012: 1553-1557. DOI: 10.1109/ISIT.2012.6283533  
 [12] SKOGLUND M, PHAMDO N, ALAJAJI F. Hybrid digital-analog source-channel coding for bandwidth compression/expansion [J]. IEEE transactions on information theory, 2006, 52(8): 3757-3763. DOI: 10.1109/TIT.2006.878212  
 [13] XU J L, AI B, CHEN W, et al. Wireless image transmission using deep source channel coding with attention modules [J]. IEEE transactions on circuits and systems for video technology, 2022, 32(4): 2315-2328. DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3082521  
 [14] XU J L, AI B, WANG N, et al. Deep joint source-channel coding for CSI feedback: an end-to-end approach [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2023, 41(1): 260-273. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3221963  
 [15] JAECKEL S, RASCHKOWSKI L, BÖRNER K, et al. QuaDRiGa-quasi deterministic radio channel generator, user manual and documentation [R]. 2021  
 [16] 3GPP. Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz: 3GPP 38.901 V16.1.0 [R]. 2020

#### 作者简介



许佳龙,北京交通大学在读博士研究生; 主要研究方向为基于深度学习的无线编码; 发表论文4篇。



陈为,北京交通大学教授、博士生导师,英国剑桥大学博士、博士后; 近年来主要研究兴趣包括智慧无线通信、高速移动通信等,主持国家自然科学基金委优秀青年基金等项目; 发表论文100余篇。



艾渤,北京交通大学教授、博士生导师、电子信息工程学院院长,轨道交通控制与安全国家重点实验室常务副主任,IEEE/IET Fellow,IEEE VTS杰出讲师,国家自然科学基金委创新群体负责人,国家杰青、优青、牛顿高级学者基金获得者,国家6G总体组专家,工信部5G AIA综合轨道交通工作组组长,中国电子学会智慧交通信息工程分会副主任兼秘书长,入选2020、2021、2022年全球前2%顶尖科学家; 主要从事宽带移动通信和轨道交通专用移动通信的研究; 发表IEEE期刊论文160余篇。