

# 面向6G的信道状态信息压缩技术



## Channel State Information Compression Technology for 6G

鲁照华/LU Zhaohua<sup>1,2</sup>, 胡留军/HU Liujun<sup>1,2</sup>,  
李伦/LI Lun<sup>1,2</sup>, 李永/LI Yong<sup>1,2</sup>

(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全国重点实验室, 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.202403010

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240619.1145.012.html>

网络出版日期: 2024-06-20

收稿日期: 2024-04-15

**摘要:** 提出基于人工智能的信道状态信息压缩技术方案, 并全面思考了模型训练、模型管理中的标准制定、实际应用等相关问题, 分析了不同问题的潜在解决方案。仿真结果表明, 所提出的方案可有效提升信道状态信息反馈精度, 网络容量平均提升10%左右。

**关键词:** 人工智能; 多输入多输出; 信道状态信息

**Abstract:** A channel state information compression technology scheme leveraging artificial intelligence is proposed. Standard formulation, practical application, and other related problems and solutions have been comprehensively analyzed and considered. The simulation results show that the proposed scheme can effectively improve the accuracy of channel state information feedback, resulting in an average increase of approximately 10% in network capacity.

**Keywords:** artificial intelligence; multiple-input multiple-output; channel state information

**引用格式:** 鲁照华, 胡留军, 李伦, 等. 面向6G的信道状态信息压缩技术 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(3): 60-66. DOI: 10.12142/ZTETJ.202403010

**Citation:** LU Z H, HU L J, LI L, et al. Channel state information compression technology for 6G [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(3): 60-66. DOI: 10.12142/ZTETJ.202403010

信道状态信息 (CSI) 是描述无线信号在空间中传播特性的关键参数, 在无线通信、雷达和室内定位等领域都有着广泛的应用, 例如多用户多输入多输出 (MIMO)、高精度定位、资源调度等。然而, 随着移动数据业务需求的飞速增长, 6G<sup>[1-2]</sup>会使用越来越多的天线来传输数据<sup>[3-4]</sup>, CSI反馈的维度和规模不断增加, 这使得其存储和传输变得非常困难。

传统的CSI压缩方法主要依赖于经典的信号处理和编码理论, 如离散余弦变换 (DCT)、小波变换和量化技术等。尽管这些方法在一定程度上降低了数据的维度和存储需求, 但它们往往面临着压缩效率不高、失真较大以及适应性不强等问题, 特别是在面对高维度、高精度的CSI反馈需求时, 传统方法的局限性更加明显。

近年来, 人工智能 (AI) 技术的快速发展为面向6G的CSI压缩提供了新的解决思路。AI技术特别是深度学习技术, 通过模拟人类大脑的神经网络结构, 具有强大的学习和处理能力。它能够自动地从海量数据中提取有用的特征, 并

根据这些特征进行高效的数据压缩。与传统方法相比, 基于AI的CSI压缩技术具有更高的灵活性、更低的失真率和更强的适应性<sup>[5-6]</sup>。利用AI技术的强大能力, 可以实现更高效、更低失真的CSI压缩, 从而推动无线通信技术和应用拓展。

本文旨在对基于AI的CSI压缩技术进行技术分析。我们将介绍传统CSI压缩方法的局限性以及AI技术在CSI压缩中的应用现状和发展趋势。同时, 还将对基于AI的CSI压缩技术的性能进行评估, 探讨其在实际应用中的潜力和挑战。希望我们所提的方法能够为相关领域的研究人员和实践者提供有益的参考和启示。

### 1 传统信道状态信息压缩方法

5G新无线 (NR) 标准定义了两种类型的码本<sup>[7]</sup>: Type1和Type2, 并使用一组预编码矩阵描述信道状态信息。这些预编码矩阵是基于信道状态信息参考信号 (CSI-RS) 进行测量得到的, 并通过反馈机制将这些信息传递给基站, 以便

基站进行调度和预编码。

Type1 码本为常规精度码本，主要用于支持单用户 MIMO；Type2 码本则为高精度码本，主要用于支持多用户 MIMO 传输，以提升系统频谱效率。

### 1.1 Type1 码本

作为 5G NR 的一部分，Type1 码本主要是为了适应单用户 MIMO 传输场景而设计的。其主要特点是复杂度低，可以广泛支持多种不同的传输配置。该码本在长期演进 (LTE) 码本基础上进行了一些扩展和优化，可以更好地适应 5G 网络的需求。

首先，Type1 码本是基于二维离散傅里叶变换 (DFT) 波束网格来构建的。通过将无线信道分解成一系列离散的波束，并为每个波束配置一个预编码矩阵，实现对信道的精细控制。

其次，Type1 码本支持多种不同的传输配置，包括不同的天线数量、层数和传输模式等，能够适应各种不同的网络环境和用户需求。

此外，Type1 码本还通过预编码矩阵指示 (PMI) 反馈机制来与基站进行交互。终端会根据测量到的信道状态信息选择最合适的预编码矩阵，并通过 PMI 将其反馈给基站。基站根据接收到的 PMI 信息来调整预编码矩阵，以更好地适应当前的信道条件进行数据传输。

最后，Type1 码本还考虑到了系统的复杂度和反馈开销之间的平衡。虽然它提供了较高的灵活性和性能，但并没有引入过多的复杂度和反馈开销。这使得 Type1 码本在实际应用中更容易被实现和部署。

总体来说，上述特点使得 Type1 码本在 5G 网络中得到了广泛应用，为单用户 MIMO 传输提供了有效的支持，但由于其信道反馈精度有限，无法有效支持需要高精度信道重构的多用户 MIMO 传输。

### 1.2 Type2 码本

如图 1 所示，Type2 码本的设计基于波束组合原理和量化的概念，其中  $b_0$  为以正交波束  $C_0$ 、 $C_1$ 、 $C_2$  得到的描述信道特征的空域波束。其核心思想是从空域波束集合中挑选出适当的一组波束正交基作为宽带波束组，再通过幅度系数加权和线性合并获得最终的预编码矩阵。这种设计方式使得 Type2 码本能够更精确地描述信道，并提供更好的性能。

具体来说，Type2 码本中的预编码矩阵获取是通过以下步骤生成的：

1) 波束选择：从空域波束集合中挑选出一组波束正交

基。这些波束正交基是预定义的，可以根据不同的天线配置和传输需求进行选择。

2) 幅度系数加权：对于挑选出的波束正交基，根据一定的幅度系数进行加权。这些幅度系数可以根据信道状态信息进行调整，以优化预编码效果。

3) 线性合并：将加权后的波束正交基进行线性合并，生成最终的预编码矩阵。这个过程可以通过矩阵运算来实现，确保生成的预编码矩阵能够满足特定的传输需求。

Type2 码本与 Type1 码本的主要区别为：

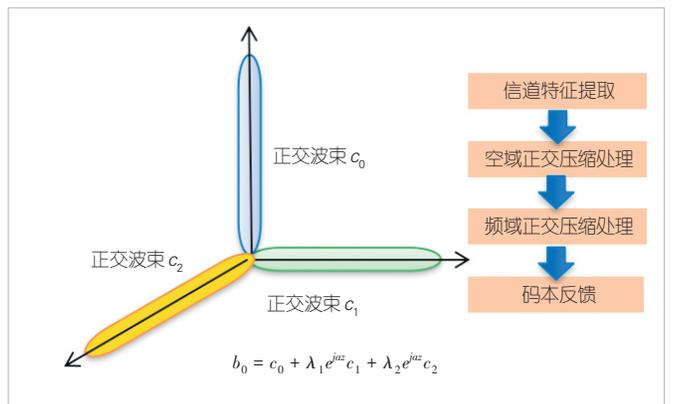
1) 设计原理：Type1 码本基于二维 DFT 波束网格设计，通过相位调整和波束选择来生成预编码矩阵；而 Type2 码本则利用波束组合原理和量化技术，通过挑选波束正交基、幅度系数加权和线性合并来生成预编码矩阵。这使得 Type2 码本在设计上更为复杂，但能够提供更高的精度和性能。

2) 预编码矩阵集合：由于设计原理的不同，Type1 码本和 Type2 码本具有不同的预编码矩阵集合。Type1 码本的预编码矩阵集合相对较小，而 Type2 码本的预编码矩阵集合则更大，能够更精确地匹配信道状态。

3) 反馈开销与精度：由于 Type2 码本的预编码矩阵集合更大，因此其 PMI 反馈需要更多的信息，反馈开销相对较高，但这也带来了更高的精度，使得 Type2 码本能够更好地适应复杂的信道环境。而 Type1 码本由于预编码矩阵集合较小，其反馈开销相对较小，但精度也相对较低。

4) 应用场景：由于精度和反馈开销的不同，Type1 码本和 Type2 码本适用于不同的应用场景。Type1 码本更适合于单用户 MIMO 传输或是对性能要求相对较低的场景。而 Type2 码本则更适合于多用户 MIMO 传输或是对性能要求较高的场景，能够提供更高的频谱效率和更好的性能。

简而言之，Type2 码本通过波束组合原理和量化技术提供更精确、更灵活的预编码方案，但也需要更高的反馈开



▲图1 Type2 码本原理图

销。在实际应用中，需要根据具体的网络环境和用户需求来选择合适的码本。

## 2 基于AI的信道状态信息压缩方法

虽然5G标准的Type2码本设计实现了较高精度的信道状态信息反馈，有效改善了信道重构精度，但与理想信道反馈情况下的5G网络容量相比还存在提升空间。

随着核心算法的突破、计算能力的迅速提高，以及海量互联网数据的支撑，人工智能在21世纪的第2个10年里迎来质的飞跃，成为全球瞩目的科技焦点，获得广泛应用。例如，在图像压缩中，传统的压缩算法主要依赖于数学变换来减少冗余数据，但其压缩比有限。然而，AI技术特别是深度学习算法，可以通过学习大量的图像样本并提取关键特征，最大限度地保留图像的细节和质量，还可以在减小文件大小的同时保持高画质输出。

基于此，我们研究了基于深度学习的自动编码器模型结构的信道状态信息处理方案，可以实现CSI在终端侧的高效率压缩和基站侧的高精度重构，为多用户MIMO (MU-MIMO) 复用能力提升提供了坚实基础。

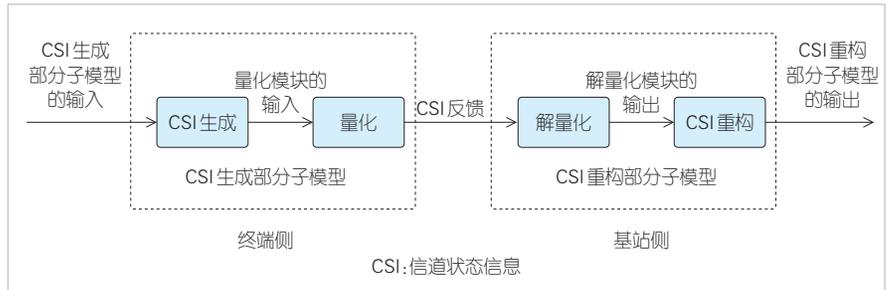
### 2.1 模型结构

1) 模型类型：双边模型（包括终端侧的生成部分子模型和网络侧的重构部分子模型），具体如图2所示；

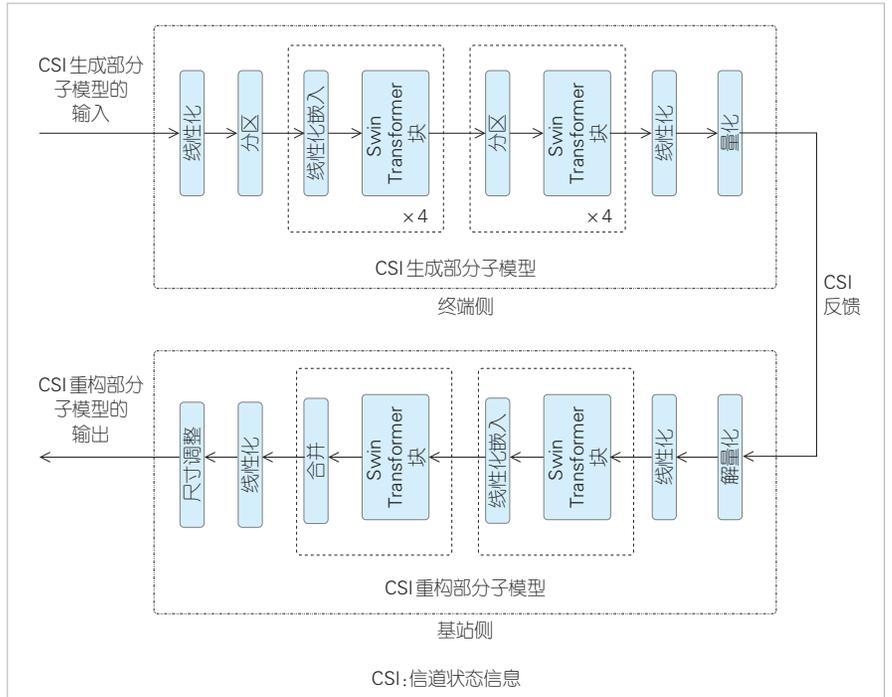
2) 模型设置：Layer-common 模型（同一个模型适用于不同层的推理）；

3) 模型输入/输出格式：终端测量CSI-RS得到信道 $H$ ，对 $H$ 进行奇异值分解(SVD)后得到的右奇异向量作为模型输入，维度为 $2 \times N_{Tx} \times N_{sub}$ （2表示实部虚部， $N_{Tx}$ 表示天线端口数目， $N_{sub}$ 表示子带数目）；

4) 模型结构：Swin Transformer 结构<sup>[8]</sup>，图3给出了两层Swin Transformer 结构，每层包含4个Swin Transformer 块；



▲图2 双边CSI压缩重构模型示意图



▲图3 基于Transformer的人工智能模型压缩重构结构示意图

▼表1 CSI压缩重构模型的训练参数说明

参数	值
模型主结构	Transformer
参数类型	实数
输入CSI类型	终端侧基于理想信道得到的右奇异向量
输出CSI类型	基站侧基于重构模型得到的右奇异向量
量化方式	矢量量化
CSI生成部分:参数个数/百万	4~5
CSI生成部分:每秒浮点运算次数/百万	25~26
CSI重构部分:参数个数/百万	5~6
CSI重构部分:每秒浮点运算次数/百万	27~29
训练集	600 000
验证集	10 000
测试集	20 000
批处理大小	400
优化方式	Adam
损失函数	均方误差

CSI:信道状态信息

5) 量化方式: 矢量化。  
模型参数具体可参考表1。

### 2.2 模型训练

如图4所示, 采用自编码器结构的双边模型训练主要有3种实现类型, 分别为:

1) 类型1: 单侧(终端侧或网络侧)训练, 即在同一侧(终端侧或网络侧)进行生成部分子模型和重构部分子模型的训练。

2) 类型2: 网络侧和终端侧联合训练, 具体有两种实现方式, 分别为:

(1) 同时训练: 训练过程中终端侧的生成部分子模型生成CSI反馈, 再发送到网络侧; 网络侧的重构部分子模型基于这些反馈重构CSI, 并生成反向传播信息(如梯度), 随后发送回终端侧; 终端侧根据来自网络侧的反向传播信息来更新生成部分子模型, 反复迭代, 直到模型收敛。

(2) 串行训练: 一旦终端侧生成部分子模型和网络侧重构部分子模型联合训练完成后, 网络侧重构部分子模型的结构和参数可以冻结, 其他终端侧生成部分子模型与冻结后的网络侧重构部分子模型再进行同时训练, 但是网络侧模型参数不会进一步更新, 只辅助终端侧模型进行前向/反向传播信息计算传输并更新终端侧模型参数直至模型收敛。

3) 类型3: 网络侧和终端侧分别独立训练, 即终端侧的生成部分子模型和网络侧的重构部分子模型由各自独立训练, 该训练方法进一步可分为两种:

(1) 网络侧发起: 先从网络侧开始训练, 网络侧训练完成后, 将生成部分子模型所需的训练集合分享给终端侧, 以便终端侧能够进行CSI生成部分子模型的训练。

(2) 终端侧发起: 先从终端侧开始训练, 训练完毕后, 终端侧分享重构部分子模型所需的训练集合给网络侧, 以便网络侧能够进行CSI重构部分子模型的训练。

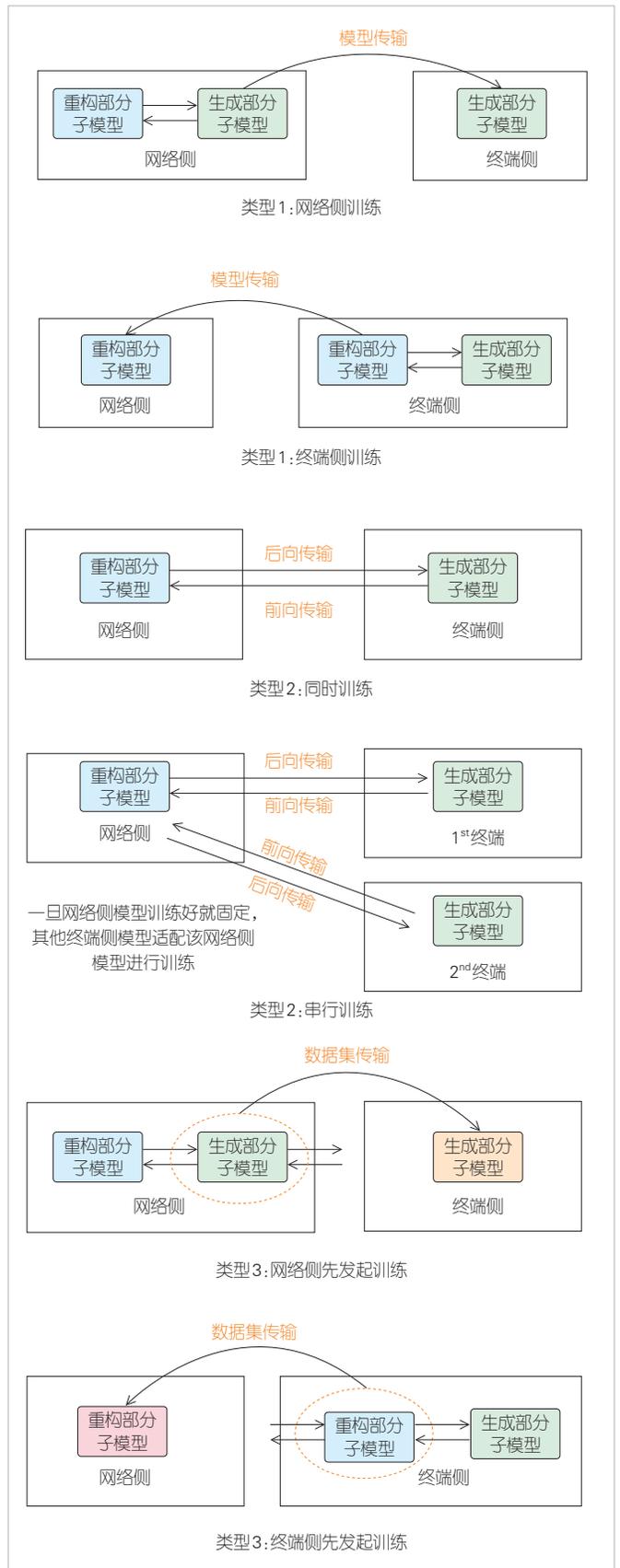
### 2.3 模型管理

使用双边模型进行高质量的CSI压缩重构时, 存在的最大问题就是模型的泛化性。因此, 我们需要设计合理的模型管理方法<sup>[9]</sup>, 根据实际环境动态更新模型, 甚至回退到传统CSI压缩方式, 总体框架如图5所示。

1) 数据收集是为模型训练、管理和推理功能提供输入数据的功能模块。

(1) 训练数据: AI/机器学习(ML)模型训练功能输入所需的数据。

(2) 监测数据: 为管理AI/ML模型或AI/ML功能所需的



▲图4 双边信道状态信息压缩重构模型训练图

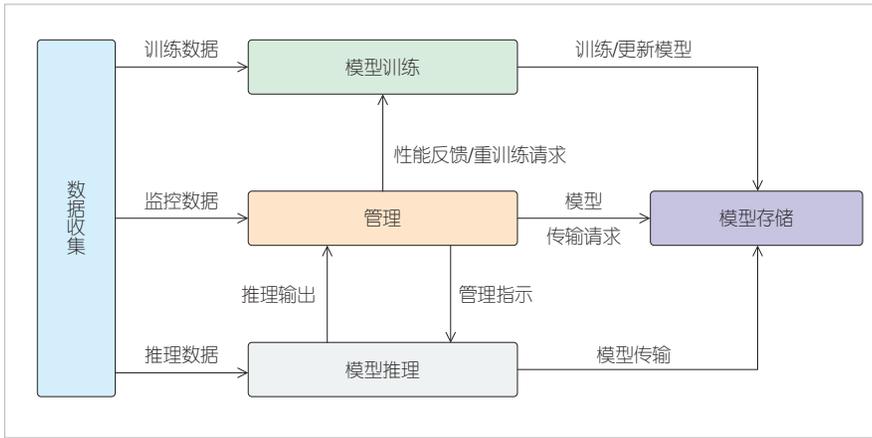


图5 模型管理结构图

输入数据。

(3) 推理数据：为AI/ML推理函数输入所需的数据。

2) 模型训练是执行AI/ML模型训练、验证和测试的功能模块，可以生成模型性能指标。这些指标可以用作模型测试程序的一部分。另外，模型训练还负责根据数据收集功能提供的训练数据进行数据准备（例如，数据预处理和清理、格式化和转换）。

3) 管理是监督AI/ML模型或AI/ML功能的操作和模型监控的功能模块。该功能还负责对从数据收集功能和推理功能接收到的数据做出决策，以确保正确的推理操作。

4) 模型推理是使用数据收集功能提供的数据（即推理数据）作为输入，然后从应用AI/ML模型或AI/ML功能的过程中提供输出的功能模块。

5) 模型存储是负责存储经过训练/更新的模型的功能模块，可用于执行推理功能。

### 3 性能比较

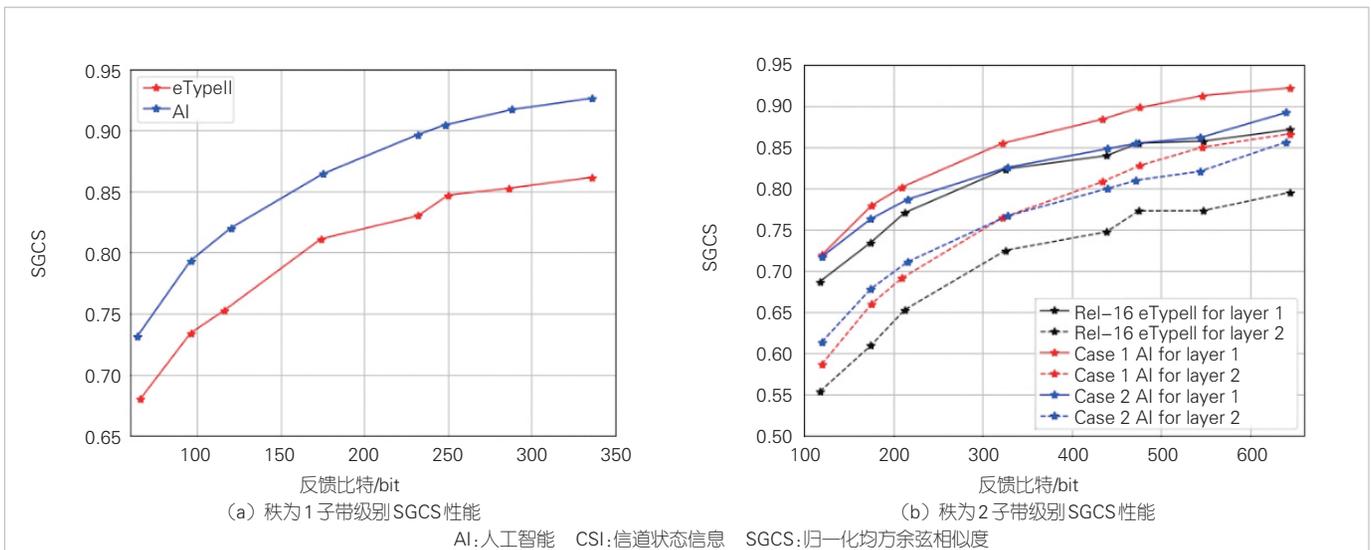
这里我们使用第2章描述的基于AI的CSI压缩重构模型结果来进行系统仿真，在最高支持12层多用户调度、单用户最大四层传输、文件传输协议（FTP）业务、资源使用率（RU）分别为50%和70%的情况下，比较了在不同反馈开销假设下所提出的方案（图6~8中标注为AI）、Type2码本方案（图6~8中标注为eTypeII）、理想反馈（图7~8中标注为Ideal）的信道恢复质量指标与系统吞吐量。

根据文献[9]中3GPP标准组织中多家公司协商的仿真假设，在反馈开销相同的情况下，仿真结果表明，基于AI的CSI压缩重构方案相比传统CSI方案有10%左右的下行容量提升。具体表现为：

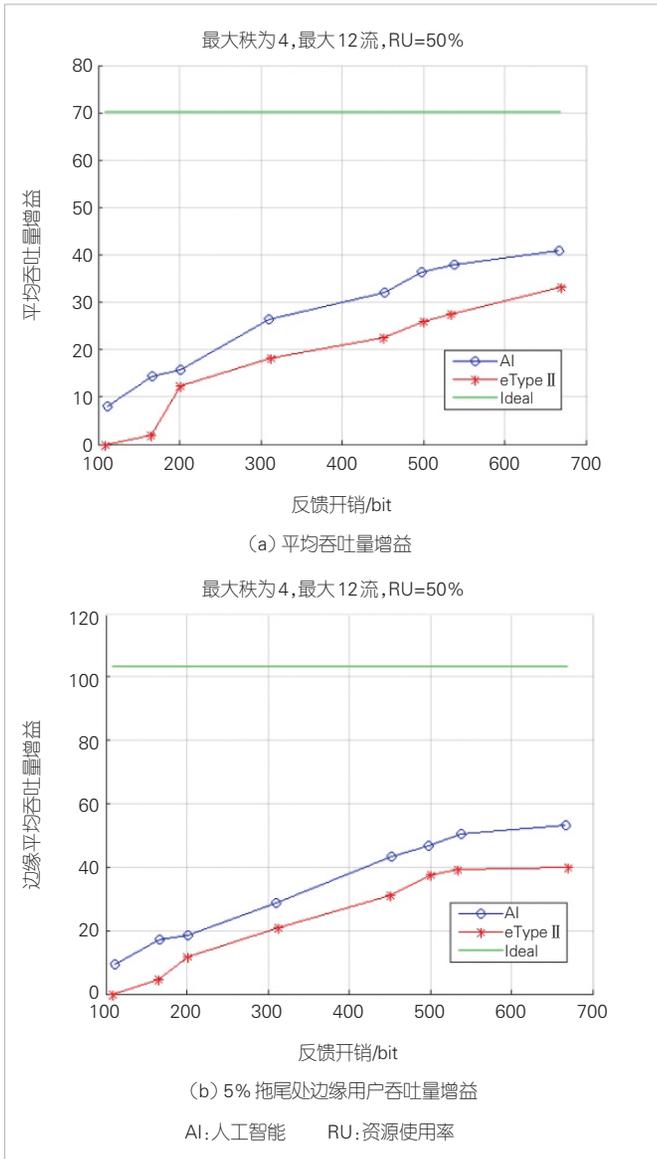
1) 在相同反馈开销情况下，基于AI的CSI压缩重构方案相比传统CSI方案的信道恢复精度更高，需要通过归一化均方余弦相似度（SGCS，取值为0~1）来衡量。

2) 当反馈开销相同时，相比于Rel-16 Type2反馈方式，基于AI的CSI反馈方式可以达到4%~13%的平均用户吞吐量（UPT）增益（50% RU）以及6%~16%的平均UPT增益（70% RU）。

3) 当反馈开销相同时，相比于Rel-16 Type2反馈方式，基于AI的CSI反馈方式可以达到7%~13%的5%拖尾处边缘用户UPT增益（50% RU）以及13%~22%的5%拖尾处边缘用户UPT增益（70% RU）。



▲图6 不同控制开销情况下不同CSI压缩方案的信道恢复质量比较



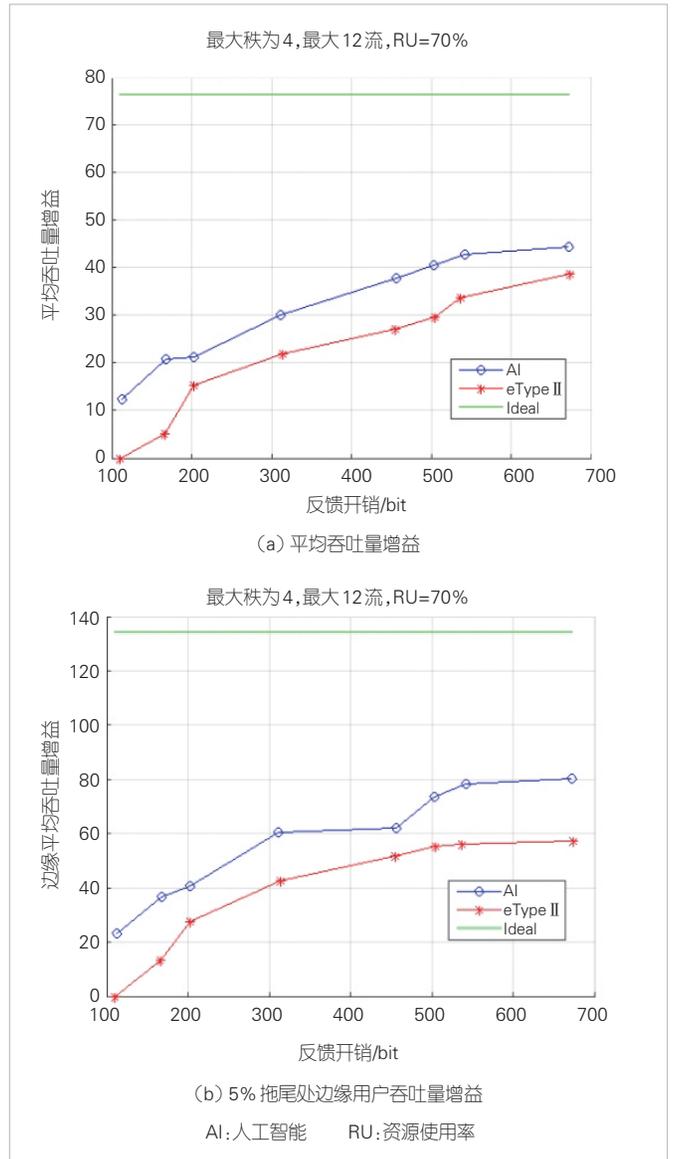
▲图7 RU=50%场景下不同信道状态信息压缩方案的吞吐量

4) 对于平均UPT, 基于AI的CSI反馈方式相比于理想反馈方式有28%的提升空间(50%RU)以及32%的提升空间(70%RU)。

5) 对于5%拖尾处边缘用户UPT, 基于AI的CSI反馈方式相比于理想反馈方式有30%的提升空间(50%RU)以及55%的提升空间(70%RU)。

#### 4 结束语

基于人工智能的CSI压缩技术在无线通信领域中展现出巨大的潜力和优势。通过深度学习等方法的应用, 本文中我们所提的方法实现了对CSI的高效压缩与精确重构, 系统容量提升10%左右。随着移动通信技术的不断发展和应用场



▲图8 RU=70%场景下不同信道状态信息压缩方案的吞吐量

景的不断拓展, 基于AI的CSI压缩技术将在未来发挥更加重要的作用, 会涌现出更多更好的模型。期待这一技术在推动无线通信领域的发展和 innovation 中发挥更大的作用。

#### 参考文献

- [1] 杨峰义, 刘洋, 杨蓓. 6G网络的一些思考[J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(2): 2-5. DOI: 10.12142/ZTETJ.202102002
- [2] 李文璟, 喻鹏, 张平. 6G智能内生网络架构及关键技术分析[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(5): 2-8. DOI: 10.12142/ZTETJ.202305002
- [3] LARSSON E G, EDFORS O, TUFVESSON F, et al. Massive MIMO for next generation wireless systems[J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(2): 186-195. DOI: 10.1109/MCOM.2014.6736761
- [4] 鲁照华, 袁弋非, 吴昊, 等. 5G大规模天线增强技术[M]. 北京: 人民邮电出版社

[5] 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

[6] LEI H, ZHANG J Y, XIAO H H, et al. Channel estimation for XL-MIMO systems with polar-domain multi-scale residual dense network [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2024, 73 (1): 1479–1484. DOI: 10.1109/tvt.2023.3311010

[7] 3GPP. Physical layer procedures for NR (Release 15): TS 38.214 V15.0.0 [S]. 2018

[8] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows [C]//Proceedings of IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2021: 10012–10022. DOI: 10.1109/iccv48922.2021.00986

[9] 3GPP. Study on artificial intelligence (AI)/machine learning (ML) for NR air interface: TR 38.843 V18.0.0 [S]. 2023

作者简介



**鲁照华**，中兴通讯股份有限公司资深预研工程师；主要从事移动通信物理层关键技术研究；发表论文10余篇。



**胡留军**，中兴通讯股份有限公司算法部副部长，正高级工程师；曾获信息产业重大技术发明奖、深圳市科技进步奖一等奖、广东省科学技术奖二等奖及专利金奖、广东省技术发明奖二等奖等奖项；主持或参与多项国家级项目，已发表论文15篇。



**李伦**，中兴通讯股份有限公司预研工程师；主要从事移动通信物理层关键技术研究。



**李永**，中兴通讯股份有限公司资深预研工程师；主要从事移动通信物理层关键技术研究。