干扰信道上的分布式语义对齐：博弈论方法

Giuseppe Di Poce[1], Mattia Merluzzi[1],Emilio CalvaneseStrinati[1],和 Paolo Di Lorenzo[2,3]1 CEA Leti，格勒诺布尔-阿尔卑斯大学，38000，法国格勒诺布尔。[2] 意大利电信跨大学国家联盟（CNIT），帕尔马，意大利。[3] 萨皮恩扎罗马大学信息、电子与电信工程系，Via Eudossiana 18，意大利罗马。电子邮箱： {giuseppe.dipoce, mattia.merluzzi, emilio.calvanese-strinati}@cea.fr, paolo.dilorenzo@uniroma1.it。

arXiv:2603.06077v1 [cs.IT] 6 Mar 2026

摘要—**语义通信是人工智能驱动系统实现有效任务执行的关键支撑，其优先在传输前提取底层含义。然而，当设备依赖不同的逻辑和内部表征时，可能会出现语义不匹配，从而阻碍相互理解并降低通信效果。此外，在干扰信道环境中，多个设备共存会因多用户干扰而导致显著性能下降。为应对这些挑战，本文将线性多输入多输出（MIMO）收发器的联合优化建模为分布式非合作博弈，从而得到一种有效解决语义共存和潜在空间失配问题的闭式解。针对多个点对点MIMO信道，我们推导出纳什均衡（NE）存在的充分条件，并将相应用户建模为自利型参与者，使其优化传输和语义对齐策略。数值结果验证了所提方法在目标导向语义通信中的有效性，并突显了信息压缩、干扰抑制、语义对齐与任务性能之间的重要权衡。**

索引词—**语义通信、语义信道均衡、语义共存、纳什均衡。**

I. 引言

数字通信系统旨在通过噪声信道传输符号，以便接收机能够准确恢复信息。以香农定理为基础的信息论确立了可靠点对点通信系统的数据速率和压缩的基本极限，这构成了此类系统设计的核心工程挑战。语义通信和目标导向通信（SC）超越了单纯的物理通信问题，着重于有效的相互理解和任务执行 [1]。这一范式与人工智能原生系统尤其相关，在这类系统中，不同类型的智能体相互交互，以实现（可能共同的）目标。在这一目标导向场景中，未来的6G网络将深度神经网络（DNN）用作关键的特征提取器，把原始数据表示为维度更低、具有语义意义且与任务相关的潜在空间。因此，语义通信为克服无线系统中的带宽限制和资源饱和提供了一种颇具前景的方法。无线系统必须应对快速增长的数据流量，同时满足严格的时延要求。近期研究利用生成式人工智能[2], 深度联合信源信道编码 [3], 目标导向数据压缩 [4], 和语义网络覆盖 [5] ，将网络设计与 AI 原生应用紧密结合。

将语义引入通信系统会带来新的挑战，尤其是语义噪声——由人工智能智能体之间的逻辑、解释或背景知识不匹配所导致的错误。具体而言，AI 原生通信要求发射机和接收机共享兼容的潜在表示。然而，模型架构或训练过程的差异往往会导致对同一信息产生不同的表示，从而损害相互理解。在多厂商环境中，这一问题尤为普遍，因为共享模型或训练数据并不可行或受到限制。语义信道均衡 [6] 旨在解决这一问题：当编码器和解码器并非联合训练时，通过利用相对表示 [7], [8],、帕塞瓦尔框架 [9], 和最优传输理论 [10], 对齐二者的潜在表示。随着智能设备的出现，这一均衡问题也日益受到关注；这些设备将自身的本地人工智能能力存储在芯片中，例如*NeuroCorgi* [11]。这些神经形态计算设备能够大幅降低人工智能驱动的任务执行和特征提取的能耗。然而，持续存在的问题是如何均衡由固定设备的深度神经网络骨干架构造成的语义失配，因为这些架构无法微调以适应不同逻辑。在此背景下，所提出的解决方案还应考虑由于多个源共存、通过干扰信道向多个目的地发送信号而造成的接收信号在空间、时间和频率上的重叠 [12]。在传统的语义无关系统中，这一问题已得到广泛研究：将互信息最大化构建为认知无线电节点 [13], [14], 之间的非合作博弈，各节点相互竞争以优化其效用函数。在语义噪声和信道噪声并存的情况下，干扰会进一步降低性能，导致目标任务执行彻底失败。

贡献。本文提出一种新颖的方法，通过联合优化 MIMO 语义线性收发机，实现干扰信道上的多用户语义信道均衡。

本研究由智能网络与服务联合计划项目 6G-GOALS-EU 的地平线计划（编号：101139232）、下一代欧盟 RESTART（PE00000001）、智能网络与服务联合计划 6GARROW（地平线计划，编号：101192194）以及法国政府（2030 ANR，参考编号：22-PEFT-0010）资助。

具体而言，在考虑其他用户所感知干扰的情况下，我们针对每个智能体构建一个凸优化问题，其闭式解可得出潜在空间对齐和功率分配，并明确考虑语义域中的用户间耦合。随后，将干扰环境中多个发射机和接收机共存的情形建模为非合作博弈，其中每个博弈参与者都自私地优化其对齐策略，以达到纳什均衡。该方法有助于干扰抑制，实现语义对齐和压缩，从而支持在功率和复杂度约束下进行面向任务的通信。数值结果验证了所提方法，揭示了信息压缩、干扰抑制、语义对齐和任务性能之间的关键权衡。据我们所知，这是首项研究干扰信道上分布式语义均衡的工作。

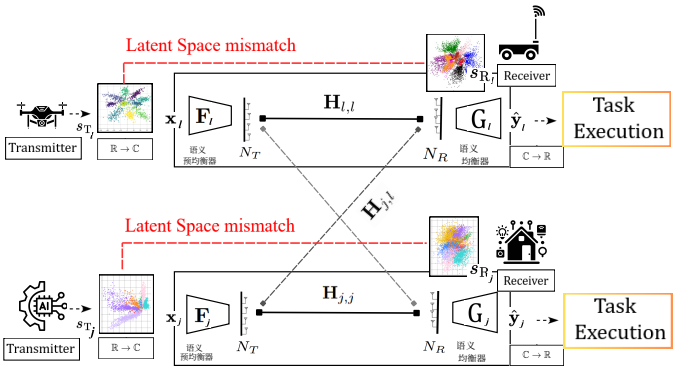

图 1：所提出的面向目标的系统模型概览。

II. 系统模型

我们考虑图 1 所示的干扰信道系统，该系统由 L 个发射机-接收机（收发）对组成，索引为 l。每个收发对均配备了预训练的深度神经网络，分别用于编码和解码语义信息。设 $\mathcal{D}$ 为发射机和接收机均可访问的共享数据集，$\mathbf{s}_{T_l} \in \mathbb{R}^{d_l}$ 表示第 l 个发射机通过深度神经网络骨干函数 $\omega_{T_l}(\cdot)$从数据点 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^q$ 中提取的语义特征向量。与每个 $\mathbf{z} \in \mathcal{D}$ 相关联的所有潜在向量$\mathbf{s}_{T_l}$构成发射机语义潜在空间，该空间编码其内部逻辑，以便将原始输入数据映射为低维、面向任务的表示。第 l 个接收机依赖于自身的潜在空间结构，该结构与其目标发射机的潜在空间结构不同，因此必须与发射机的潜在空间正确对齐，以确保可靠的任务性能。此外，同时传输会引入多用户干扰（MUI），降低所传输潜在信息的质量。因此，我们的目标是在考虑噪声和多用户干扰的同时，最大程度地对齐每个收发对的潜在空间。第 l 个发射机所采用的语义均衡方案包含以下步骤。首先，不失一般性地，假设 d_l 为偶数，然后将 $\mathbf{s}_{T_l} \in \mathbb{R}^{d_l}$ 中前半部分的语义特征与后半部分配对，以形成复符号，

从而得到输入向量 $\mathbf{x}_l \in \mathbb{C}^{\frac{d_l}{2}}$。随后，我们采用语义预均衡器 $f_l(\cdot)$，联合执行语义对齐和特征压缩。具体而言，$f_l : \mathbb{C}^{\frac{d_l}{2}} \to \mathbb{C}^{KN_{T_l}}$执行可学习变换，将发射机复向量 $\mathbf{x}_l \in \mathbb{C}^{\frac{d_l}{2}}$ 映射为压缩表示$\mathbf{x}_l \in \mathbb{C}^{KN_{T_l}}$，其中 N_{T_l} 表示第 l 个发射机的天线数量，K 表示信道使用次数。与传输 $d_l/2$ 个复数值相比，传输 K 个多输入多输出符号所产生的压缩因子为 $\xi_l = \frac{K}{d_l/2}$。压缩向量 $\mathbf{x}_l$ 通过平坦衰落多输入多输出信道 $\mathbf{H}_{l,\,l} \in \mathbb{C}^{N_{R_l} \times N_{T_l}}$，经由 K 次信道使用进行传输，其中 N_{R_l} 是第 l个接收机的天线数量。此外，该传输还会对其他用户通过跨链路MIMO信道 $\mathbf{H}_{l,\,j}$造成干扰，其中所有 $j \neq l$ 均适用。最后，在接收端，后均衡函数通过可学习变换 $g_l : \mathbb{C}^{KN_{R_l}} \to \mathbb{C}^{\frac{m_l}{2}}$将接收到的符号映射为复向量 $\hat{\mathbf{y}}_l \in \mathbb{C}^{\frac{m_l}{2}}$。总体而言，第 l 个收发对上的语义MIMO通信可建模为：

$$\hat{\mathbf{y}}_l = g_l\left(\mathbf{H}_{l,l} f_l(\mathbf{x}_l) + \sum\nolimits_{j \neq l} \mathbf{H}_{j,l} f_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{v}_l\right) \tag{1}$$

其中，$\mathbf{H}_{l,l} = \mathbf{I}_K \otimes \overline{\mathbf{H}}_{l,l} \in \mathbb{C}^{KN_{R_l} \times KN_{T_l}}$是链路 l 的直连信道，$\mathbf{H}_{j,l} = \mathbf{I}_K \otimes \mathbf{H}_{j,l} \in \mathbb{C}^{KN_{R_j} \times KN_{T_l}}$是源节点 j 与目的节点 l 之间的交叉信道矩阵，$\mathbf{v}_l$ 是一个均值为零、协方差矩阵为 $\mathbf{R}_v = \sigma^2\mathbf{I}$ 的循环对称复高斯噪声向量。式 (1) 右侧的第二项表示第 l 个目的节点接收到的多用户干扰，该干扰由其他活跃通信链路造成。为简化记法，下文将式 (1) 中第 l 条链路的多用户干扰加噪声（MUIN）项记为 $\mathbf{n}_l = \sum_{j \neq l} \mathbf{H}_{j,l} f_j(\mathbf{x}_j) + \mathbf{v}_l$。在第 l 个接收机处，式 (1) 中的复潜向量 $\hat{\mathbf{y}}_l \in \mathbb{C}^{\frac{m_l}{2}}$ 随后通过逆转发射机端执行的折半操作，转换为维度为 m_l 的实向量 $\hat{\mathbf{s}}_{R_l}$。最后，接收到的信号由接收机处的任务特定神经网络进行处理，该网络经过端到端训练，以实现预期的下游目标。

我们的目标是联合优化每个用户 l 可学习的语义变换 f_l 和 g_l，以最小化真实潜在向量 $\mathbf{s}_{R_l}$ 与接收向量 $\hat{\mathbf{s}}_{R_l}$ 在所有 L 条通信链路上的语义差异。为此，我们利用潜在训练向量作为语义导频，以实现逻辑—信道估计与对齐。对于第 l 条链路，我们考虑从可用训练集 $\mathcal{T}_r$ 中提取的 n 个带标签样本 $\{(\mathbf{x}_{i,l}, \mathbf{y}_{i,l})\}_{i \in \mathcal{T}_r}$。接下来，我们将详细阐述问题的公式化过程，从而得到语义信道均衡的闭式解，并明确考虑多用户干扰抑制。

III. 博弈论语义均衡

我们考虑线性语义预均衡器 $\{f_l(\cdot)\}_{l=1}^{L}$，每个预均衡器均由矩阵 $\mathbf{F}_l \in \mathbb{C}^{KN_{T_l} \times \frac{d_l}{2}}$ 表示；以及线性语义均衡器 $\{g_l(\cdot)\}_{l=1}^{L}$，其由矩阵 $\mathbf{G}_l \in \mathbb{C}^{\frac{m_l}{2} \times KN_{R_l}}$ 建模，

对于所有 $l=1,..,L$。对于第 l 个发射机，总平均发射功率受到如下约束：

$$\mathbb{E}\{||\mathbf{F}_l\mathbf{x}_l||_F^2\}=\mathrm{tr}\{\mathbf{F}_l\mathbf{F}_l^H\}\le KP_{\max},\quad \forall l\in L \tag{2}$$

其中，$P_{\max}$ 表示每次信道使用的功率预算。我们作出以下合理假设：

A0) 潜在空间向量 $\mathbf{x}_l$，$\mathbf{y}_l$ 建模为协方差为 $\mathbf{R}_x$，$\mathbf{R}_y=\mathbf{I}$ 的零均值随机向量。此处不失一般性，因为我们总可以将白化矩阵作为右因子并入 $\mathbf{F}_l$；

A1) 不同通信链路传输的潜在表示相互独立：

$$\{\mathbf{x}_l,\mathbf{y}_l\}\perp\!\!\!\perp \mathbf{x}_j\qquad \forall l\neq j\in L. \tag{3}$$

A2) 假设信道状态信息（CSI）完美已知，且信道相干时间足够长，因此每个信道实现都可视为一个固定快照；

在这些假设下，第 l 条通信链路上的信道模型 (1) 可简化为：

$$\hat{\mathbf{y}}_l=\mathbf{G}_l\mathbf{H}_{l,l}\mathbf{F}_l\mathbf{x}_l+\mathbf{G}_l\mathbf{n}_l,\quad l=1,\dots,L, \tag{4}$$

其中，根据 A1，MUIN项的协方差为：

$$\mathbf{R}_{n_l}\triangleq\sum\nolimits_{j\neq l}(\mathbf{H}_{j,l}\mathbf{F}_j)(\mathbf{H}_{j,l}\mathbf{F}_j)^H+\sigma^2\mathbf{I}. \tag{5}$$

在用户l处对式（4）中的 MUIN项 $\mathbf{n}_l$ 进行局部估计后，语义收发机 $\mathbf{F}_l$ 和 $\mathbf{G}_l$ 的设计可表述为在语义导频集上、满足发射功率约束的均方误差最小化问题：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{F}_l,\mathbf{G}_l}\ & \frac{1}{n}\sum_{i\in\mathcal{T}_r}\mathbb{E}\left\|\mathbf{y}_{i,l}-\mathbf{G}_l\left(\mathbf{H}_{l,l}\mathbf{F}_l\mathbf{x}_{i,l}+\mathbf{n}_l\right)\right\|_F^2\\ \text{s.t.}\ & \mathrm{tr}\{\mathbf{F}_l\mathbf{F}_l^H\}\le KP_{\max},\end{aligned} \tag{6}$$

对所有 $l=1,..,L$。式（6）中的问题表述会导致一个非凸优化问题，因为 Frobenius 范数目标函数同时双线性地依赖于预均衡器和均衡器矩阵。下文将提出一种求解策略，使问题（6）凸化，从而能够对语义 MIMO 线性收发机进行联合优化。

A. 最优语义预均衡器

我们首先注意到，当 $\mathbf{F}_l$固定时，问题（6）关于 $\mathbf{G}_l$是凸的。令 $\mathbf{X}_l\in\mathbb{C}^{\frac{d_l}{2}\times n}$ 表示由所有潜在发射机样本 $\{\mathbf{x}_{i,l}\}_{i\in\mathcal{T}_r}$组成的矩阵，令 $\mathbf{Y}_l\in\mathbb{C}^{\frac{m_l}{2}\times n}$表示包含相应接收端潜在列向量 $\{\mathbf{y}_{i,l}\}_{i\in\mathcal{T}_r}$的矩阵。于是，最优均衡器的闭式解由维纳滤波器给出：

$$\mathbf{G}_l^{opt}=\mathbf{Y}_l\mathbf{X}_l^H(\mathbf{H}_{l,l}\mathbf{F}_l)^H(\mathbf{H}_{l,l}\mathbf{F}_l\mathbf{F}_l^H\mathbf{H}_{l,l}^H+n\mathbf{R}_{n_l})^{-1}, \tag{7}$$

该式对于传输端所采用的任意给定语义预均衡器，在第 l 个接收机处均为最优。利用（7）中的闭式表达式，并定义语义交叉协方差矩阵$\mathbf{P}_l=\mathbf{Y}_l\mathbf{X}_l^H$，（6）中的第 l个目标项可在标准代数运算后改写为因篇幅所限而省略——仅作为预均衡器$\mathbf{F}_l$ 的函数。具体而言，我们得到：

$$\mathrm{MSE}_l(\mathbf{F}_l)=\frac{1}{n}\mathrm{tr}\{\mathbf{R}_{y_l}-\mathbf{P}_l\mathbf{P}_l^H+(\mathbf{F}_l^H\mathbf{R}_{H_l}\mathbf{F}_l+\mathbf{I})^{-1}(\mathbf{P}_l^H\mathbf{P}_l)\}, \tag{8}$$

其中$\mathbf{R}_{H_l}=\frac{1}{n}\mathbf{H}_{l,l}^H\mathbf{R}_{\mathbf{n}_l}^{-1}\mathbf{H}_{l,l}\in\mathbb{C}^{KN_{T_l}\times KN_{T_l}}$ 表示有效信道协方差矩阵，用于刻画 MUIN 项的影响。因此，$\mathbf{R}^{H_l}$ 隐式地取决于干扰通信链路的预均衡器设计。(8) 中仅针对预均衡器 的形式使我们能够将 (6) 等价地改写为：

$$\begin{aligned}\min_{\mathbf{F}_l}\ & \frac{1}{n}\mathrm{tr}\left\{\left(\mathbf{F}_l^H\mathbf{R}_{H_l}\mathbf{F}_l+\mathbf{I}\right)^{-1}\mathbf{P}_l^H\mathbf{P}_l\right\}\\ \text{s.t.}\ & \mathrm{tr}\{\mathbf{F}_l\mathbf{F}_l^H\}\le KP_{\max},\end{aligned} \tag{9}$$

这仍然是一个非凸优化问题，但其表述仅针对预均衡器$\mathbf{F}_l$。有趣的是，在不存在压缩的情况下，即当 $KN_{T_l}=d_l/2$ 时，可以得到 (9) 的闭式解。然而，在更一般的情形 $KN_{T_l}<d_l/2$ 下，我们必须转而采用 (9) 的近似形式，由此可得到最优预均衡器的闭式表达式。为此，我们引入

$$\mathbf{R}_{H_l}=\mathbf{V}_{h_l}\mathbf{\Lambda}_{h_l}\mathbf{V}_{h_l}^H,\quad \tilde{\mathbf{P}}_l=\tilde{\mathbf{U}}_{p_l}\tilde{\mathbf{\Sigma}}_{p_l}\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}^H, \tag{10}$$

其中$\tilde{\mathbf{P}}_l$表示 (9) 中$\mathbf{P}_l$的最佳秩-KN_{T_l}近似。具体而言，(10) 中的 $\tilde{\mathbf{U}}_{p_l}\in\mathbb{C}^{\frac{m_l}{2}\times KN_{T_l}}$ 和 $\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}\in\mathbb{C}^{\frac{d_l}{2}\times KN_{T_l}}$ 是半酉奇异向量矩阵，它们基于前 KN_{T_l} 个正交归一列执行最佳秩近似，这些列编码了语义导频互协方差的主方向。显然，若 $KN_{T_l}=d_l/2$，则有 $\tilde{\mathbf{P}}_l=\mathbf{P}$。现在，利用 (10) 中的分解，我们可以将$\mathbf{F}_l\in\mathbb{C}^{KN_{T_l}\times\frac{d_l}{2}}$ 设计为：

$$\mathbf{F}_l=\mathbf{V}_{h_l}\mathbf{\Phi}_l\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}^H \tag{11}$$

其中，$\mathbf{\Phi}_l\in\mathbb{R}^{KN_{T_l}\times KN_{T_l}}$ 是一个对角矩阵，用于指定第 l 个发射机天线的功率分配。然后，利用式 (11) 并将$\mathbf{P}$ 替换为$\mathbf{P}$，可将式 (9) 的目标函数近似为：

$$\mathrm{MSE}_l(\mathbf{\Phi}_l)\approx\frac{1}{n}\mathrm{tr}\left\{(\mathbf{I}+\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}|\mathbf{\Phi}_l|^2\mathbf{\Lambda}_{h_l}\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}^H)^{-1}\left(\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}\tilde{\mathbf{\Sigma}}_{p_l}^2\tilde{\mathbf{Q}}_{p_l}^H\right)\right\} \tag{12}$$

其中，$|\mathbf{\Phi}_l|^2=\mathbf{\Phi}\mathbf{\Phi}^H$。最后，利用矩阵求逆引理和迹的循环不变性，可将式 (12) 对 $\mathbf{\Phi}_l$进行完全对角化重构，从而得到等价的功率分配问题：

$$\begin{aligned}\max_{\{\mathbf{\Phi}_l\}_{l=1}^L}\ & \frac{1}{n}\mathrm{tr}\left\{\left[(|\mathbf{\Phi}_l|^2\mathbf{\Lambda}_{h_l})^{-1}+\mathbf{I}\right]^{-1}\tilde{\mathbf{\Sigma}}_{p_l}^2\right\}\\ \text{s.t.}\ & \mathrm{tr}\{\mathbf{\Phi}_l\mathbf{\Phi}_l^H\}\le KP_{\max}\end{aligned} \tag{13}$$

利用该过程，我们得到一种仅含预均衡器的表述，其中所有涉及的矩阵均为对角矩阵。在此设定下，逻辑信道与物理信道的空间模态和语义模态被联合利用，以确定语义消息在MIMO干扰信道上的最优传输方向。各模态

增益由作为优化变量的功率分配向量$\mathrm{diag}(\mathbf{\Phi}_l)$给出。由此得到的（13）的标量化问题归结为最大化一个凹的、非递减函数 $p_l(\cdot)$，其方式是引入$[\lambda_{l,1},\ldots,\lambda_{l,KN_{T_l}}]^T$ $\tilde{\mathbf{\Sigma}}^2_{p_l}=[\tilde{\sigma}_{l,1},\ldots,\tilde{\sigma}_{l,KN_{T_l}}]^T$

$\mathrm{diag}(\sqrt{\mathbf{\Phi}_l})=[\varphi_{l,1},\overline{\ldots},\varphi_{l,KN_{T_l}}]^T$、$\mathrm{diag}(\mathbf{\Lambda}_{h_l})$、$\mathrm{diag}(\,)$（对所有 $l\in L$），从而得到:

$$\boldsymbol{\varphi}_l^*=\arg\max_{\boldsymbol{\varphi}_l}\ p_l(\boldsymbol{\varphi}_l)=\frac{1}{n}\sum_{m=1}^{KN_{T_l}}\frac{\left(\varphi_{l,m}\lambda_{l,m}\right)\tilde{\sigma}^2_{l,m}}{\varphi_{l,m}\lambda_{l,m}+1}\qquad(14)$$
$$\text{s.t. }\ \varphi_{l,m}\geq 0\ \text{ for all } m,\quad \mathbf{1}^T\boldsymbol{\varphi}_l\leq K\,P_{\max}.$$

求解(14)，并基于(11)和(7)中针对（预）均衡器的结构化解，语义信道均衡归结为一个标量功率分配问题，从而得到低复杂度的闭式解。事实上，通过求解(14)的Karush–Kuhn–Tucker（KKT）条件，我们得到最优标量功率分配为 [15]:

$$\varphi^*_{l,m}\ =\ \left[\frac{\tilde{\sigma}_{l,m}\sqrt{\frac{\lambda_{l,m}}{n\mu_l}}-1}{\lambda_{l,m}}\right]_+\qquad 1\leq m\leq KN_{T_l},\quad(15)$$

对所有 $l\in L$，其中 $[x]_+=\max(0,x)$，相应的互补松弛乘子 $\mu_l\in\mathbb{R}$可通过二分法在施加约束 $\mathbf{1}^T\boldsymbol{\varphi}_l\ \leq K\,P_{\max}$ 的条件下由(14)求得。有趣的是，$p_l(\boldsymbol{\varphi}_l)$将MUIN信息封装在$\mathbf{R}_{H_l}$的特征值中（参见(10)），因此直接取决于共存设备所采用的功率分配策略。该表述使我们能够将第 l条通信链路设计为策略型参与者，在假设干扰链路的对齐策略保持固定并记为 $\boldsymbol{\varphi}_{-l}\triangleq(\boldsymbol{\varphi}_1,\ldots,\boldsymbol{\varphi}_{l-1},\boldsymbol{\varphi}_{l+1},\ldots,\boldsymbol{\varphi}_L)$的前提下，自私地优化其功率分配向量。需要注意的是，每个博弈参与者仅需其对(5)中MUIN协方差的本地估计（由于A0，该估计不依赖于发射符号），即可计算其局部最优策略行动。基于这一原理，下文我们引入一种分布式非合作博弈论表述，以实现多个AI原生设备在干扰信道上的语义对齐与共存。

B. 语义均衡分布式博弈

上述背景清楚地表明，在博弈论框架下，博弈参与者之间的交互通过各自的目标函数进行。将每条 l 条通信链路建模为一个博弈参与者，其决策变量取决于对手的策略，我们便可将问题表述为纳什均衡问题（NEP）。形式上，我们考虑将 L 条通信链路建模为策略型参与者。每个博弈参与者 l 控制自己的决策变量 $\boldsymbol{\varphi}_l\in\mathbb{R}^{KN_{T_l}}$，并受局部策略集 $\mathcal{Q}_l\subseteq\mathbb{R}^{KN_{T_l}}$的约束。由于参与者之间不存在耦合约束，全局可行集为笛卡尔积 $\mathcal{Q}\triangleq\mathcal{Q}_1\times\cdots\times\mathcal{Q}_L\subseteq\mathbb{R}^{K\sum_{l=1}^{L}N_{T_l}}$。相应地，聚合决策变量记为$\boldsymbol{\varphi}\triangleq(\boldsymbol{\varphi}_1,\ .....,\ \boldsymbol{\varphi}_L)\in\mathcal{Q}$。第 l 个博弈参与者旨在选择一个

算法 1： 语义均衡分布式博弈

输入： $\mathbf{F}_l^{(0)}\sim\mathcal{CN}(0,1)$ 使得 $||\mathbf{F}_l||^2=KP_{\max},\ \forall l$;
输出： 最优语义均衡器 $\mathbf{F}_l$ 与 $\mathbf{G}_l,\ \forall l$;
对于 $t\leftarrow 1$ **在博弈迭代中执行**
  if $\mathbf{F}_l^{(t)}$ 满足终止准则**则**
    STOP
  else
    根据（7）计算$\mathbf{G}_l^{(t)}$；
    如果 $\mathcal{B}_l=$高斯-赛德尔**则**
      使用更新规则（18）计算（15）；
    否则，如果 $\mathcal{B}_l=$雅可比 **则**
      使用更新规则（19）计算（15）；
  根据(20)计算$\boldsymbol{\varphi}_l^{t+1}$，并将$\mathbf{F}_l^{(t+1)}$ 设为(11)。
返回 $\Phi_l^\star$

策略组合，以最大化其一般支付函数 p_l:

$$\max_{\boldsymbol{\varphi}_l\in\mathcal{Q}_l}\ p_l\left(\boldsymbol{\varphi}_l,\boldsymbol{\varphi}_{-l}\right).\qquad(16)$$

若没有任何博弈参与者能够通过单方面偏离其自身的均衡策略 $\boldsymbol{\varphi}_l^\star$来改善其目标，则称聚合策略组合 $\boldsymbol{\varphi}^\star$ 为纳什均衡:

$$p_l(\boldsymbol{\varphi}_l^\star,\boldsymbol{\varphi}_{-l}^\star)\geq p_l(\boldsymbol{\varphi}_l,\boldsymbol{\varphi}_{-l}^\star),\quad\forall\boldsymbol{\varphi}_l\in\mathcal{Q}_l.\qquad(17)$$

一般而言，纳什均衡的可达性与收敛性并不能得到保证。根据*Rosen*定理 [16], ，博弈 $\mathcal{G}:\langle L,\mathcal{Q},\{u_l\}_{l\in L}\rangle$ 至少存在一个（纯）纳什均衡，如果:

(i) 对每个博弈参与者而言，在给定其他博弈参与者的策略 $\boldsymbol{\varphi}_{-l}$ 时，支付函数关于$(\boldsymbol{\varphi}_l,\boldsymbol{\varphi}_{-l})$ 连续可微且为凹;

(ii) 每个 l个非空可行集 $\mathcal{Q}_l$ 是紧且凸的。显然，回顾问题(14)，每个博弈参与者的可行集 $\mathcal{Q}_l$ 是凸且紧的。

此外，对于固定的对手策略，效用 $p_l(\boldsymbol{\varphi}_l,\ \boldsymbol{\varphi}_{-l})$ 关于 $\boldsymbol{\varphi}_l$ 是凹的。因此，该博弈至少存在一个（纯策略）纳什均衡。在纳什均衡博弈中，每条通信链路（博弈参与者）都自私地最大化自身的支付函数 (14)，从而形成分布式最优响应动态。也就是说，在给定其他用户的分配后，每个博弈参与者都会迭代求解自身的优化子问题，其最优解由 (15) 的闭式解给出。博弈参与者可采用两种不同的方法选择要执行的迭代算法，即基于高斯-赛德尔和雅可比的方案 [17]。令 $B_l(\boldsymbol{\varphi}_{-l})$ 表示用户 l 在 (15) 中的最优响应映射。采用高斯-赛德尔算法时，博弈参与者会随时间依次更新其策略:

$$\hat{\boldsymbol{\varphi}}_l(\boldsymbol{\varphi}_{-l})=B_l\left(\boldsymbol{\varphi}_1^{t+1},\ldots,\boldsymbol{\varphi}_{l-1}^{t+1},\boldsymbol{\varphi}_l,\boldsymbol{\varphi}_{l+1}^{t},\ldots,\boldsymbol{\varphi}_L^{t}\right).\qquad(18)$$

相反，在雅可比过程里，所有博弈参与者在时刻 t 同时优化各自的策略:

$$\hat{\boldsymbol{\varphi}}_l(\boldsymbol{\varphi}_{-l})=B_l\left(\boldsymbol{\varphi}_1^{t},\ldots,\boldsymbol{\varphi}_{l-1}^{t},\boldsymbol{\varphi}_l,\boldsymbol{\varphi}_{l+1}^{t},\ldots,\boldsymbol{\varphi}_L^{t}\right),\qquad(19)$$

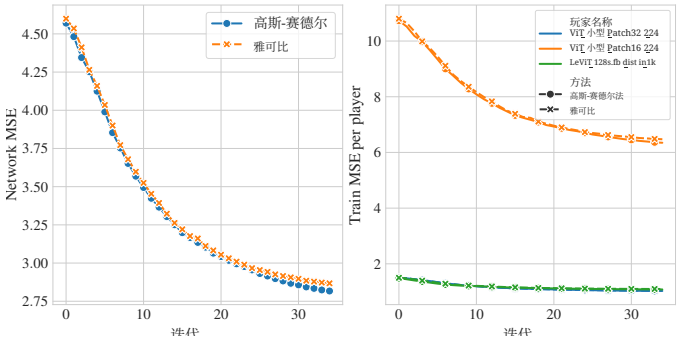

图 2：当 N_{T_l}，$N_{R_l}=8$, $K=10$, $\alpha=3$时，系统的 BR 迭代行为。网络（左）和各博弈参与者（右）的均方误差$J_l(\Phi_l)$随博弈迭代的变化：*ViT-Small-Patch16* 是部署在系统中央的发射机，受到的多用户干扰最严重。

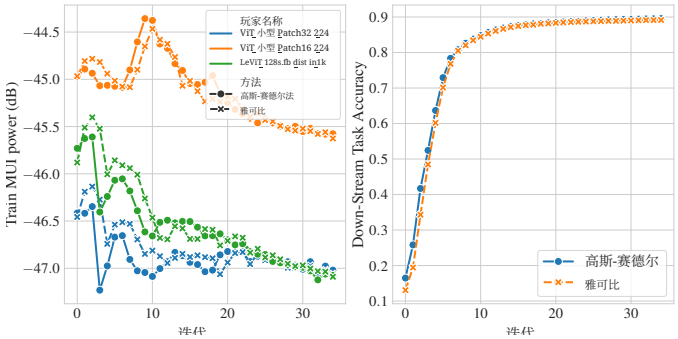

图 3：系统 BR 迭代行为，N_{T_l}，$N_{R_l}=8$, $K=10$, $\alpha=3$。MUI 功率（dB，左）和网络下行博弈迭代过程中的任务准确率（右侧）。

对所有 $l=1,\ldots,L$。下文假设序列$\{\boldsymbol{\varphi}_l^t\}_{l=1}^L$存在一个极限点；这一事实将通过大量数值仿真得到验证。为了更好地控制收敛行为，我们还引入如下步长过程：

$$\boldsymbol{\varphi}_l^{t+1}=\boldsymbol{\varphi}_l^t+\gamma^t(\hat{\boldsymbol{\varphi}}_l(\boldsymbol{\varphi}_{-l})-\boldsymbol{\varphi}_l^t) \tag{20}$$

当 $\gamma\in(0,1]$，$\gamma^t\to 0$和$\sum_{t=1}^{\infty}\gamma^t=+\infty$时。在我们的实验中，我们发现按如下方式更新步长尤其有效：$\gamma^{t+1}=\gamma^t(1-\epsilon\gamma^t)$，且$\epsilon\in(0,1]$足够小。我们设计用于潜在空间对齐的分布式博弈的算法流程总结于算法（1）中。接下来，我们通过数值仿真评估所提出方法的性能。

IV. 数值结果

本节给出数值结果，以评估所提出的用于MIMO下行通信系统中潜在空间对齐的分布式博弈的性能，其中考虑了莱斯因子为 $=1.5$、路径损耗指数为 $=2.5$以及 $N_{T_l}=N_{R_l}=8$的莱斯平坦衰落信道。语义通信通过传输潜在表示来执行图像分类任务。我们考虑CIFAR-10数据集，该数据集包含 32×32 张分布于10个类别中的彩色图像。其中，42500张图像用于训练，10000张用于测试，分类标签共10个。所考虑的潜在表示由从*timm* Python库中选取的预训练模型的骨干网络生成。具体而言，我们部署了三个工作在载波频率3.5 GHz下的MIMO点对点链路，其中每个目标发射机—接收机间距均为30m，相邻发射机之间的距离则在30m到1.2km之间变化。为调节MUI项的强度，定义*MUI*缩放因子 $\alpha=\frac{d_{(T_i,T_j)}}{d(T_i,R_i)}$，其中分子表示第 i个发射机与第 j个干扰源之间的距离，分母表示目标第 i 个发射机—接收机之间的距离。该缩放因子刻画MUI项的强度；随着其增大，MUI项将受到衰减。发射机以每次信道使用 $P_{\max}=1.0$ W的发射功率工作，其内部逻辑如下所示

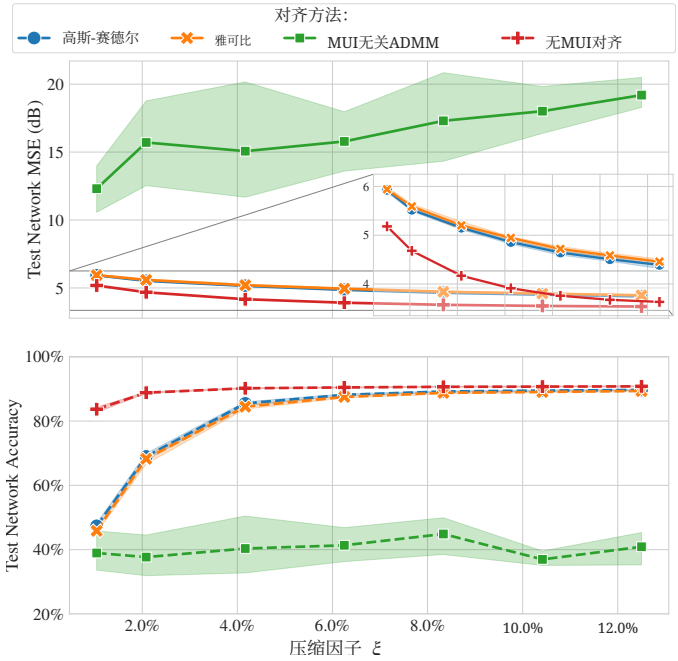

图 4：准确率-均方误差与 ξ 的关系，其中 $N_{T_l}=N_{R_l}=8$和 $\alpha=3$。

深度神经网络包括 ViT-Small-Patch32、ViT-Small-Patch16、LeViT-128S fb；接收机使用 ViT-Base-Patch16、ViT-Tiny-Patch16、ViT-Base-Patch32-CLIP 解读潜在码。所有展示结果均为不同信道实现下的平均值，信道实现由种子 {27-42-100-123-144-200} 给出，置信带则体现了不同信道实现之间的变化。为简化起见，我们选择在传输过程中运行的内部逻辑，使潜在空间的维度相同，从而定义一个共同的压缩因子 ξ。在图 2 、 3 中，我们展示了所提出的博弈论方法在迭代过程中的均方误差、MUI项和网络准确率，并着重说明最优响应生成序列收敛至极限点。有趣的是，图 3 中 MUI 较高的链路位于系统中间，因此受到的干扰最大。它代表网络中的挣扎者；博弈参与者会设计各自的预编码函数，试图抑制与其相关的干扰项，如每个用户的多用户干扰呈下降趋势所示

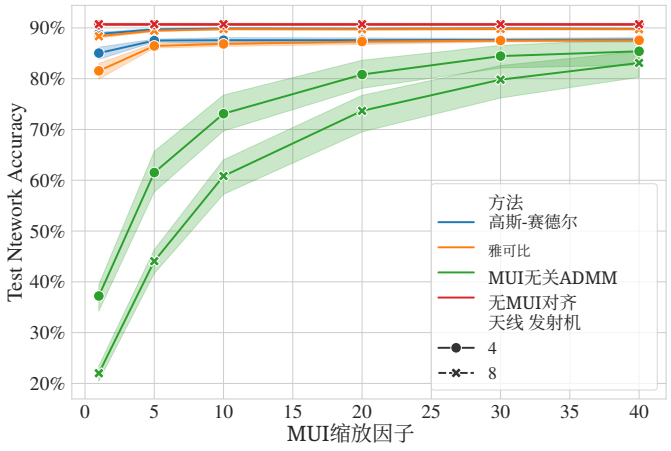

图 5 α $N_{T_l}=$：网络准确率与 $N_{R_l}=4$ 8 $K=10$ （MUI缩放因子）的关系，其中,以及无线信道使用情况。

。我们将所提出的博弈论方法与两个基准进行比较：其一是仅采用预均衡器的对齐方案（无MUI对齐），理想情况下在没有 MUI 时进行评估，因此考虑 $\mathbf{R}_n = \mathbf{R}_v$；其二是由交替方向乘子法（多用户干扰无关交替方向乘子法）驱动的对齐方案，如 [18], 所实现，其中多输入多输出收发机通过利用式 (6) 中的分块凸结构，以交替方式进行优化。图 4 展示了均方误差（dB）以及下游任务准确率。结果表明，与多用户干扰无关对齐器相比，所提出的博弈论框架能显著抑制多用户干扰；随着信道使用量增加，该方法能够逐渐接近无MUI对齐基准。最后，图 5 展示了不同天线配置下的干扰抑制能力，并给出了网络准确率随 α（即 MUI缩放因子）的变化情况：所提出的方法能够显著接近无MUI情形，同时与多用户干扰无关方法仍存在显著差距；随着共存链路彼此靠近（ α降低），后者无法使MUI项正交化，导致任务执行灾难性地失败。值得注意的是，多用户干扰无关对齐器的表现甚至更差，尤其是干扰链路彼此靠近时；如图 5 所示，增加发射机天线数量会使其表现进一步恶化，这是因为目标接收机感知到的干扰更强。这一行为进一步凸显了所提出博弈论方法的稳健性：该方法能有效促进干扰抑制，同时实现信息压缩与对齐。

V. 结论

本文提出了一种面向多用户语义通信的统一框架，联合解决潜在空间失配以及干扰条件下的语义共存问题，并通过端到端优化的MIMO语义收发机加以实现。结果表明，由异构语义收发机之间潜在表示失配所引起的语义噪声可以得到有效缓解当语义对齐与传输策略联合优化时。通过将用户间的交互建模为分布式非合作博弈，我们推导出一种闭式解，即使在干扰受限场景中也能实现协同语义均衡。数值评估验证了所提出的目标导向通信范式，揭示了信息压缩、干扰抑制、语义对齐与下游任务性能之间的关键权衡。未来工作将研究迭代最佳响应动态的收敛保证，并开发可扩展的语义共存机制，包括对主次语义通信用户的支持。

参考文献

[1] D. G¨und¨uz 等，“超越比特传输：上下文、语义与面向任务的通信”，IEEE通信领域精选期刊，第41卷，第1期，第5–41页，2022年。[2] S. Barbarossa、D. Comminiello、E. Grassucci、F. Pezone、S. Sardellitti与P. Di Lorenzo，“基于自适应生成模型与信息瓶颈的语义通信”，IEEE通信杂志，第61卷，第11期，第36–41页，2023年。[3] E. Bourtsoulatze、D. B. Kurka与D. G¨und¨uz，“面向无线图像传输的深度联合信源-信道编码”，IEEE认知通信与网络汇刊，第5卷，第3期，第567–579页，2019年。[4] S. H. Wanasekara 等，“Sc-gir：通过不变表示学习实现图像传输的目标导向语义通信”，IEEE移动计算汇刊，2025年。[5] M. Merluzzi 、 G. Di Poce 与 P. Di Lorenzo，“ 语义与目标导向无线网络覆盖：有效区域”，arXiv预印本 arXiv:2502.18381，2025年。[6] M. Sana与E. Calvanese Strinati，“语义信道均衡：多用户语义通信中的语言失配建模”，载于全球通信大会 2023-2023 IEEE全球通信大会。IEEE，2023年，第2221–2226页。[7] L. Moschella 等，“相对表示实现零样本潜在空间通信”，arXiv预印本 arXiv:2209.15430，2022年。[8] S. Fiorellino、C. Battiloro、E. Calvanese Strinati与P. Di Lorenzo，“面向目标导向语义通信的动态相对表示”，载于2024年第32届欧洲信号处理会议（EUSIPCO）。IEEE，2024年，第2107–2111页。[9] S. Fiorellino、C. Battiloro、E. Calvanese Strinati与P. Di Lorenzo，“面向人工智能原生通信的基于帧的零样本语义信道均衡”，arXiv预印本 arXiv:2507.17835，2025年。[10] D. Alvarez-Melis、S. Jegelka与T. S. Jaakkola，“迈向具有全局不变性的最优传输”，载于第22届国际人工智能与统计学会议。PMLR，2019年，第1870–1879页。[11] I. M. Panades 等，“一种在高清图像上以30fps运行的 772μj/帧ImageNet特征提取加速器”，载于亚太电路与系统会议-亚太电路与系统会议，2024年。[12] M. Merluzzi 与 M. C. Filippou，“ 目标导向频谱共享：以边缘推理能力换取数据流传输性能”，arXiv预印本 arXiv:2503.11552，2025年。[13] G. Scutari、D. P. Palomar与S. Barbarossa，“基于博弈论的多用户多输入多输出系统竞争性设计：统一视角”，IEEE JSAC，第26卷，第7期，第1089–1103页，2008年。[14] J.-S. Pang、G. Scutari、D. P. Palomar与F. Facchinei，“温度-干扰约束下认知无线电系统的设计：一种变分不等式方法”，IEEE信号处理汇刊，第58卷，第6期，第3251–3271页，2010年。[15] S. P. Boyd与L. Vandenberghe，凸优化。剑桥大学出版社，2004年。[16] J. B. Rosen，“凹 n 人博弈均衡点的存在性与唯一性”，Econometrica：计量经济学会期刊，第520–534页，1965年。[17] D. Bertsekas 与 J. Tsitsiklis，并行与分布式计算：数值方法。Athena Scientific，2015年。[18] M. E. Pandolfo、S. Fiorellino、E. Calvanese Strinati与P. Di Lorenzo，“面向AI 原生MIMO语义通信的潜在空间对齐”，IEEE国际联合神经网络会议论文集，意大利罗马，2025年。