

基于轻量化Swin Transformer的资源自适应语义压缩策略

郑飞¹, 吴东颖¹, 李世超¹, 仇洪冰¹, 邵苏杰², 喻鹏², 丰雷², 赵继龙¹

(1. 桂林电子科技大学无线宽带通信与信号处理重点实验室, 广西 桂林 541004; 2. 北京邮电大学网络与交换技术重点实验室, 北京 100876)

摘要: 在面向多终端的下行语义通信场景中, 由于终端算力的差异性, 采用统一的语义压缩比提取语义信息, 会造成低算力终端难以完成语义解码, 而高算力终端的算力资源未充分利用、语义数据不够精炼的问题。为解决上述问题, 针对有限的终端算力资源和链路带宽, 本文提出了一种基于轻量化Swin Transformer的资源自适应语义压缩策略, 用门控网络和稀疏注意力机制改进了语义编码器结构, 为终端定制差异化语义压缩比, 以最小化系统总能耗为优化目标, 构建联合算力和带宽分配模型, 采用近端策略优化 (Proximal Policy Optimization, PPO) 算法求解优化问题。仿真结果表明, 与固定语义压缩比方案相比, 所提策略的系统总能耗降低了39%。

关键词: 语义通信; Swin Transformer; 稀疏注意力机制; PPO 算法

中图分类号: TN919.8

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x

A Lightweight Swin Transformer-Based Resource-Adaptive Semantic Compression Strategy

ZHENG Fei¹, WU Dongying¹, LI Shichao¹, QIU Hongbing¹, SHAO Sujie², YU Peng², FENG Lei², ZHAO Jilong¹

1. Ministry of Education Key Lab. of Cognitive Radio and Information Processing, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China

2. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: In multi-terminal downlink semantic communication scenarios, employing a uniform semantic compression ratio caused difficulty in semantic decoding for low-computing-power terminals, as well as underutilized computing power resources and insufficiently refined semantic data for high-computing-power terminals. To address this issue under constraints of limited terminal computing power and link bandwidth, this paper proposed a lightweight Swin Transformer-based resource-adaptive semantic compression strategy. The semantic encoder integrated a gating network and a sparse attention mechanism to customize differentiated semantic compression ratios for individual terminals. A joint computing and bandwidth allocation model was formulated to minimize total system energy consumption. The proximal policy optimization (PPO) algorithm was employed to solve the optimization problem. Simulation results demonstrate that, compared with fixed compression ratio schemes, the proposed strategy reduces total system energy consumption by 39%.

Keywords: semantic communication, Swin Transformer, sparse attention mechanism, proximal policy optimization algorithm

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 李世超, shichaoli@guet.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62361016); 广西重点研发计划(No.GuikAB25069438)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62361016), The Guangxi Key Technologies R&D Program (No.GuikAB25069438)

0 引言

随着自动驾驶、虚拟现实等新兴应用的快速发展,大量终端并发接入无线通信网络,图像和视频等视觉数据的传输需求激增,在有限带宽和能源下为高密度无线接入终端传输海量视觉数据是一个新的挑战。在传统通信范式中,数据的发送和接收主要依赖于符号级别的准确传输,忽略了数据的含义,导致大量冗余数据在网络中传输,浪费了带宽和能量。因此,需要革命性的通信范式来满足新兴的业务需求^[1]。语义通信是通过提取和传输数据的含义,而非完整的原始数据,能够显著减少传输数据量,提高通信效率,成为一种新兴的技术方向。然而,在实际部署场景中,终端算力呈现显著差异性:一方面,自动驾驶汽车等终端具备较高算力,可支持复杂的语义编解码;另一方面,大量物联网终端、边缘传感器等算力较为有限,难以承担计算密集的语义处理任务。这种差异性使得语义通信系统在模型设计与资源调度方面面临新的挑战。

早期的语义通信系统利用卷积神经网络构建语义编码器和解码器,如 Bourtsoulatz 等人提出的联合信源信道编码方案^[2]。然而,卷积神经网络对长距离依赖关系的捕获能力有限,难以获取全局语义信息。为了克服该限制,后续研究将具有自注意力机制的 Transformer 架构引入图像语义通信中。其中, Swin Transformer 的层次化结构能够捕获从局部到全局的多尺度语义信息,滑动窗口自注意力机制显著降低了计算复杂度,移位窗口设计保证了跨窗口信息交互,是图像语义通信的理想选择。文献^[3]设计了一种 SwinJSCC 架构用于图像语义传输,以 Swin Transformer 作为骨干网络,与基于卷积神经网络的联合信源信道编码方法相比,实现了显著的性能增益。文献^[4]通过在 Swin Transformer 模块间引入残差连接,进一步增强了图像语义特征提取能力。然而,语义编码依赖神经网络模型,需要消耗大量计算资源^[5]。随着语义通信系统的发展,语义编码模型复杂度不断提升,系统能耗问题日益凸显,成为制约语义通信系统大规模部署的关键挑战。现有研究从不同层面对语义通信系统进行节能优化:一类研究尝试从模型层面对 Transformer 结构进行轻量化设计,包括动态 token 剪枝(如 DToP^[6])、改进注意力机制(如 EdgeViT^[7]、SparseFormer^[8]、原生稀疏注意力^[9]),这些方法均

在保持语义质量的前提下降低了计算开销;另一类研究设计资源分配机制以优化资源利用率,如文献^[10]利用知识图谱提取语义信息,采用统一的语义压缩比,迭代优化压缩比和功率分配以最小化网络总能耗;文献^[11]利用近端策略优化(Proximal Policy Optimization, PPO)算法联合优化系统压缩比、信道分配和功率分配,以提升系统频谱资源利用率并保证图像传输质量;文献^[12]通过联合优化语义提取因子、通信与计算资源,在满足时延和任务处理速率的约束下有效降低了系统能耗。尽管上述研究在模型轻量化和资源优化方面取得了重要进展,但其模型计算复杂度和语义压缩比在服务过程中保持固定,在多终端算力差异的场景中会导致低算力终端解码困难,而高算力终端资源未充分利用、语义数据不够精炼的问题。

针对上述问题,部分研究开始探索自适应机制,通过动态调整资源分配策略或语义编码器结构,使系统能够根据终端算力差异提供定制化的服务。其中,一类研究通过将语义模型的计算任务在终端与边缘服务器间灵活分配以缓解低算力终端的计算压力,例如文献^[13]通过细粒度拆分 Vision transformer,并在终端与边缘设备间动态卸载推理任务以降低推理延迟;文献^[14]将用户任务的语义信息卸载到边缘服务器计算,并采用多智能体 PPO 算法协调资源管理;文献^[15]利用 D2D 通信辅助终端间协同计算,结合有向图卷积网络与多智能体强化学习设计协作拓扑与资源分配算法,有效降低了端侧协同的通信开销。一类研究设计具备可调节能力的语义编码器,从而为不同终端提供差异化的语义表示,例如文献^[16]提出了一种基于目标嵌入的语义编码器,设计目标嵌入模块引导编码器提取特定解码器的语义特征,并利用信噪比信息和网络通信状态编码语义特征向量并调整向量长度;文献^[17]根据接收端恢复图像能力差异,提出一种基于图像特征贡献因子的非均匀量化方法动态分配量化比特,在保证图像重建质量的同时降低了带宽需求;文献^[18]通过动态知识蒸馏为异构边缘终端定制语义提取模型,从而在保证语义准确性的同时降低模型复杂度和网络通信开销;文献^[19]设计了一个面向多基站多终端的系统,通过引入一种推理早退机制来动态调整神经网络计算深度,降低了计算开销。还有一类研究通过联合优化语义压缩与资源

分配,在一定程度上提高了系统资源效率,例如文献[20]将压缩比选择和通信资源分配问题拆分为两个子问题并迭代求解以保证多用户的服务质量;文献[21]定量分析了压缩比与计算比之间的关系,并通过联合优化压缩比、计算资源分配、卸载时间以及神经网络层选择,在无线资源受限条件下降低终端能耗并提高系统资源利用率。虽然上述研究从不同角度探索了终端算力差异的适配方法,但前两类研究仍主要针对单一维度进行自适应设计,难以同时兼顾语义模型结构与系统资源配置的协同优化需求。尽管第三类研究将语义压缩与资源分配纳入统一优化框架,但其在求解过程中仍采用交替迭代与变量分解等分步优化策略,未能充分考虑计算资源与通信资源之间的相互制约关系,从而限制了系统整体能效的进一步提升。

受上述研究启发,本文将语义压缩比调节、算力与带宽分配纳入统一的端到端优化框架中,协同设计了可调节的语义编码器结构与资源调度策略,从而在适配终端算力差异的同时提升系统能效。深度强化学习中的 PPO 算法通过限制策略更新幅度保证了训练稳定性,并在混合动作空间中具有良好适用性,是求解该优化问题的有效手段。然而,在多终端场景下,状态空间维度随终端数量线性增长、无关信息冗余严重,导致 PPO 算法面临决策效率下降、收敛缓慢的问题,亟需一种轻量化的求解方法以加速策略学习过程。

综上所述,本文提出了一种基于轻量化 Swin Transformer 的资源自适应语义压缩策略,同时用稀疏注意力改进了 PPO 算法。该策略利用 Swin Transformer 构建语义编码器,引入门控网络实现语义压缩比的动态调整,改进 Swin Transformer 的注意力机制降低计算复杂度,并在系统层面构建联合算力与带宽优化模型,实现最小化系统总能耗。主要贡献总结如下:

1) 提出了一种基于轻量化 Swin Transformer 的资源自适应语义压缩策略。设计门控网络以动态调整语义编码器深度,为终端定制差异化语义压缩比,同时用一种“全局压缩+Top-k 选择”的稀疏注意力机制改进了 Swin Transformer,降低了模型计算复杂度。

2) 构建了“基站(Base Station, BS)编码-下行传输-终端解码”全过程能耗模型,并在此基础

上建立以系统总能耗最小化为目标的联合优化问题,将联合语义压缩比、算力与带宽分配统一纳入系统能耗优化框架中。

3) 将上述优化问题转化为马尔可夫决策过程(Markov Decision Process, MDP),并采用 PPO 算法求解。同时,设计了一种稀疏注意力改进的 PPO 算法,在其策略网络中引入稀疏注意力模块,以提高 PPO 算法的策略学习效率与收敛速度。

本文的其余部分组织如下。第一节介绍了系统模型。第二节详细介绍了 PPO 算法的求解过程。第三节给出了仿真结果与分析。最后,第四节总结全文。

1 系统模型

考虑一个单 BS、多终端下行传输的语义通信网络架构,包括一个 BS 和 U 个终端,终端集合由 $\mathcal{U} = \{1, 2, \dots, U\}$ 表示,如图 1 所示。BS 使用语义编码器提取原始图像数据的语义信息并传输给终端。终端接收到语义数据后,利用语义解码器从语义数据中重建图像。由于算力的差异性,终端的语义解码能力不同,为保证终端高效完成语义解码,BS 需要在语义编码时为终端定制差异化语义压缩比。定义终端 u 的语义压缩比 ρ_u 为语义编码器输入的原始图像数据大小 d_u 和输出的语义数据大小 s_u 的比值^[22],即 $\rho_u = d_u/s_u$ 。

1.1 语义编码器结构

采用 Swin Transformer 模型作为本文的语义通信系统模型,并为了适应终端算力差异性,用门控网络和稀疏注意力机制改进了一种语义压缩比可调的语义编码器结构。

1.1.1 门控网络设计

在 Swin Transformer 的阶段 3 设计了一种门控网络,根据终端算力调整参与计算的 Swin Transformer block 个数,即调整语义编码器深度,从而实现自适应的语义压缩,如图 2 所示。

更深的编码器会消耗更多的算力,但可以从原始图像中提取更精炼的语义数据,即语义压缩比越高。阶段 3 的 Swin Transformer 块集合为 $\mathcal{L} = \{1, 2, \dots, L\}$,参与计算的 Swin Transformer 块个数 l 与语义压缩比 ρ 正相关。

$$\rho = f(l) \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 是 ρ 关于 l 的非线性正相关函数。BS

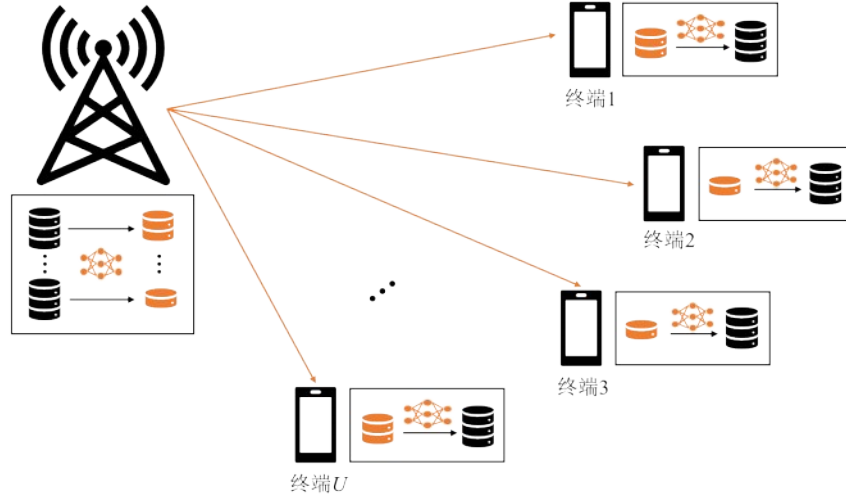


图1 下行语义通信网络架构

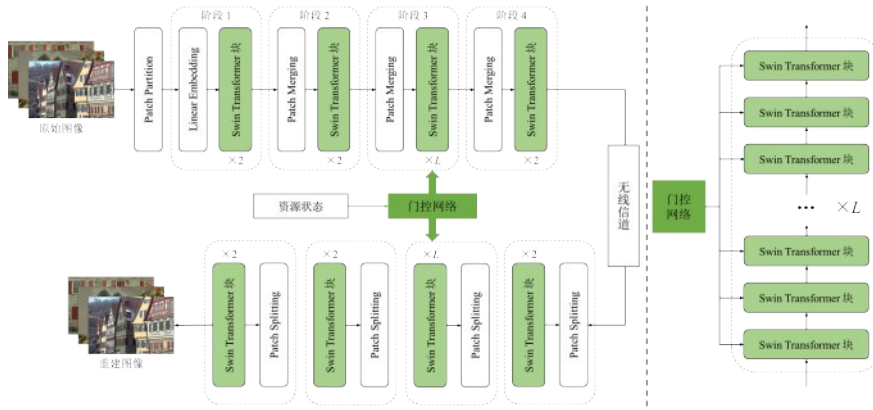


图2 门控网络改进的语义编解码器结构

语义编码的计算量 ε_{enc} 与 l 的关系为:

$$\varepsilon_{enc} = \alpha l + C, \quad (2)$$

其中, α 是每个块的计算参数, C 是固定计算开销。由于 l 与 ρ 正相关, 所以 ε_{enc} 与 ρ 正相关, 即 $\rho \propto \varepsilon_{enc}$, 记作 $\varepsilon_{enc}(\rho)$ 。

更少的语义数据会占用更少的带宽, 但是语义解码器会消耗更多算力。相应地, 部署在终端的语义解码器采用与语义编码器对称的结构, 且语义解码的计算量与语义编码相同, 即 $\varepsilon_{dec}(\rho) = \varepsilon_{enc}(\rho)$ 。

1.1.2 稀疏注意力机制设计

为节省计算开销, 窗口内采用“全局压缩+Top-k选择”的稀疏注意力机制, 包括两部分: 全局压缩注意力机制和 Top-k 选择注意力机制, 如图 3 所示。

(1) 全局压缩注意力机制

首先, 将长度为 N 的 token 序列按顺序均分成

M 个块, 每个块包含 $m = N/M$ 个 token ($M < N$), 对块内所有键 (Key) 和值 (Value) 向量分别取均值得到每个压缩块的 Key 和 Value。第 j 个压缩块的压缩 Key K_j^C 和压缩 Value V_j^C 可分别表示为

$$K_j^C = \frac{1}{m} \sum_{i=(j-1)*m+1}^{j*m} K_i \quad (3)$$

$$V_j^C = \frac{1}{m} \sum_{i=(j-1)*m+1}^{j*m} V_i \quad (4)$$

经此步骤, 由原来 N 个键值对减少为 M 个压缩块的键值对。这些压缩块能够捕捉片段内的高层语义和总体概要。接下来, 对于每个查询 (Query) (对应输入序列的第 i 个 token), 计算它与所有压缩 Key、压缩 Value 的注意力分数:

$$ComAtten(Q_i) = \sum_{j=1}^M \alpha_{ij}^C V_j^C \quad (5)$$

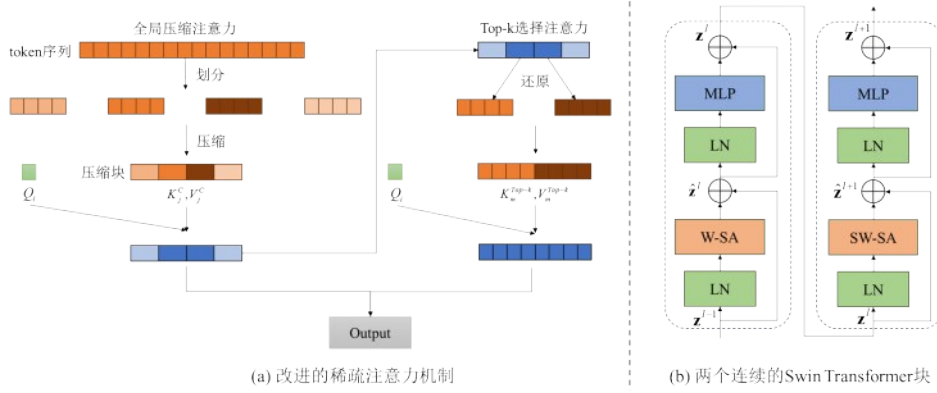


图3 改进的稀疏注意力机制

其中 $\alpha_{ij}^c = \text{Softmax}(Q_i \cdot K_j^c / \sqrt{d})$ 是 Q_i 对第 i 个压缩块的注意力权重 (d 为隐藏维度)。

(2) Top-k 选择注意力机制

在全局压缩过程中, 如果某些重要的细节在平均时被稀释, 那么只靠全局压缩注意力表示不足以重建原始序列的信息。因此, 结合 Top-k 选择注意力机制, 以进一步保留关键细节。

选出几个“最重要”的压缩块并恢复其中原始的 token 参与注意力计算。具体而言, 根据全局压缩注意力机制求得的注意力分数对压缩块进行排序, 选出分数最高的前 k 个压缩块 ($k < M$), 它们被认为包含了关键信息。假设选中的 k 个压缩块的集合为 $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, k\}$, \mathcal{K} 中恢复的原始 token 的集合为 $\mathcal{P} = \{p_{11}, \dots, p_{1r}, \dots, p_{k1}, \dots, p_{kr}\}$, Key 和 Value 的集合分别为 $K^{\text{Top-k}} = \{K_p | p \in \mathcal{P}\}$, $V^{\text{Top-k}} = \{V_p | p \in \mathcal{P}\}$ 。每个 Q_i 与集合 \mathcal{P} 上计算注意力:

$$\text{TopAtten}(Q_i) = \sum_{p \in \mathcal{P}} \alpha_{ip}^{\text{Top-k}} V_p^{\text{Top-k}} \quad (6)$$

其中 $\alpha_{ip}^{\text{Top-k}} = \text{Softmax}(Q_i \cdot K_p^{\text{Top-k}} / \sqrt{d})$ 是 Q_i 对 \mathcal{P} 中的 patch p 的注意力权重。

本文改进的“全局压缩+Top-k 选择”的稀疏注意力机制只针对全局压缩后的 M 个压缩块和 k 个压缩块内的 token 计算, 减少了语义编解码的算力开销。

1.2 时延与能耗

BS 语义编码终端 u 的图像数据时的计算时延 t_u^{enc} 可表示为:

$$t_u^{\text{enc}} = \frac{\varepsilon_{\text{enc}}(\rho_u) d_u}{\varepsilon_B f_u^B}, \quad (7)$$

其中 d_u 表示终端 u 的图像数据大小, $\varepsilon_{\text{enc}}(\rho_u)$ 表示编码器处理一比特所需的浮点运算次数 (与语义压缩比 ρ_u 正相关), ε_B 表示 BS 每个 GPU 周期可执行的浮点运算次数, f_u^B 表示 BS 语义编码终端 u 的数据时使用的 GPU 周期数。BS 语义编码终端 u 的图像数据时的计算能耗表示为:

$$E_u^{\text{enc}} = \kappa_B t_u^{\text{enc}} (f_u^B)^3 = \kappa_B \frac{\varepsilon_{\text{enc}}(\rho_u) d_u}{\varepsilon_B} (f_u^B)^2, \quad (8)$$

其中 κ_B 是有效开关电容系数, 具体取决于 BS 的 GPU 芯片架构。

终端 u 语义解码时的计算时延 t_u^{dec} 表示为:

$$t_u^{\text{dec}} = \frac{\varepsilon_{\text{dec}}(\rho_u) s_u}{\varepsilon_u f_u}, \quad (9)$$

其中 s_u 表示终端 u 接收到的语义数据大小, $\varepsilon_{\text{dec}}(\rho_u)$ 表示解码器处理一比特所需的浮点运算次数 (与语义压缩比 ρ_u 正相关), ε_u 表示终端 u 每个 GPU 周期可执行的浮点运算次数, f_u 表示终端 u 语义解码使用的 GPU 周期数。终端 u 语义解码的能耗表示为:

$$E_u^{\text{dec}} = \kappa_U \frac{\varepsilon_{\text{dec}}(\rho_u) s_u}{\varepsilon_u} (f_u)^2, \quad (10)$$

其中 κ_U 是有效开关电容系数, 具体取决于用户的 GPU 芯片架构。

BS 与终端之间的总链路带宽为 B 。假设用户 u 的语义数据 s_u 占用的链路带宽为 B_u 。BS 到终端 u 的传输速率为:

$$R_u = B_u \log_2 \left(1 + \frac{p_{BS} h_u}{n_0 B_u} \right), \quad (11)$$

其中, p_{BS} 是 BS 的发射功率, h_u 是 BS 与终端 u 之间的信道增益, n_0 是噪声的功率谱密度。BS 给终端 u

传输的语义数据大小为 $s_u = d_u/\rho_u$ ，传输的语义符号通过二进制量化映射到比特上，因此物理层传输仍然遵循香农经典信息论。因此 BS 向终端 u 传输语义数据的时延可以表示为：

$$t_u^{\text{trans}} = \frac{S_u}{R_u}. \quad (12)$$

并且 BS 向终端 u 传输语义数据的能耗可以表示为

$$E_u^{\text{trans}} = \frac{S_u}{R_u} P_{BS}. \quad (13)$$

因此系统的总能耗可以表示为：

$$E_{\text{total}} = \sum_{u=1}^U (E_u^{\text{enc}} + E_u^{\text{trans}} + E_u^{\text{dec}}). \quad (14)$$

1.3 问题描述

以最小化系统总能耗为优化目标，同时考虑 BS 的算力消耗、链路带宽占用、任务的最大可容忍时延、语义压缩比和图像重建质量 (PSNR^[23]) 等约束，问题可表述为：

$$\begin{aligned} & \min_{\rho_u, f_u^B, B_u} E_{\text{total}} \quad (15) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} C1: \sum_{u=1}^U f_u^B \leq f_{\text{max}}^B \\ C2: 0 \leq f_u \leq f_u^{\text{max}} \\ C3: \sum_{u=1}^U B_u \leq B \\ C4: 0 < t_u^{\text{enc}} + t_u^{\text{trans}} + t_u^{\text{dec}} \leq \tau_{\text{max}} \\ C5: \rho_u \geq 1 \\ C6: \text{PSNR}_u \geq \text{PSNR}_{\text{min}} \end{cases} \quad (16) \end{aligned}$$

其中，约束 C1 表示 BS 语义编码终端数据消耗的算力之和不超过 BS 总算力 f_{max}^B ；约束 C2 表示终端 u 语义解码消耗的算力不超过终端 u 的最大算力 f_u^{max} ；约束 C3 表示终端的语义数据占用带宽之和不超过链路总带宽 B ；约束 C4 表示终端 u 的图像语义编解码和传输数据的总时延不超过任务的最大可容忍时延 τ_{max} ；约束 C5 表示语义压缩比 ρ_u 的范围条件；约束 C6 表示图像重建质量 PSNR_u 不低于重建图像质量的最低阈值 PSNR_{min} 。

2 算法设计

2.1 MDP 构建

编码器深度选择是离散问题，算力和带宽分配是连续问题，因此所提优化问题是一个 MINLP 问

题，难以用传统优化方法求解。本文将节能优化问题转化为 MDP 问题，使用强化学习算法求解。具体来说，将 BS 看作智能体，智能体在一个回合内完成所有终端的资源分配决策。一个回合包含 T 个决策步，定义决策步数 T 等于终端总数 U ，即每个终端在一个回合中被服务一次，对应一个决策步。在每一个决策步 $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ ，智能体为一个终端执行一次资源分配决策，并接收对应的奖励；当所有终端完成资源分配后回合结束。MDP 的关键要素定义如下：

(1) 状态空间 \mathcal{S} ：状态表示智能体感知到的系统环境信息。将系统资源状态建模为状态输入，包括 BS 的算力分配状态、终端占用链路带宽情况，以及终端的任务配置。为遵循最大最小公平性原则，所有终端按算力进行升序排序，构建终端服务队列 $\mathcal{Q} = [u_1, u_2, \dots, u_T]$ ，其中 u_t 表示当前的终端服务索引， $u_t \in \{1, 2, \dots, U\}$ 。状态 $s_t \in \mathcal{S}$ 可表示为：

$$s_t = \left\{ u_t, \mathbf{M}, f_{\text{re}}^B, B_{\text{re}}, \{s_u\}_{u=1}^U \right\} \quad (17)$$

其中， $\mathbf{M} = [m_1, m_2, \dots, m_U]$ 为服务掩码向量，用于标记已完成资源分配的终端，终端 u 已完成资源分配时 $m_u = 1$ ，终端 u 尚未被服务时 $m_u = 0$ 。 f_{re}^B 表示 BS 剩余算力， B_{re} 为剩余带宽， $s_u = \{d_u, h_u, f_u^{\text{max}}, \tau_{\text{max}}\}$ 为终端 u 的任务特征，包括图像数据大小 d_u 、信道增益 h_u 、终端算力 f_u^{max} 、最大可容忍时延 τ_{max} 。

(2) 动作空间 \mathcal{A} ：智能体对当前状态信息进行采样，针对当前待服务终端选择联合动作状态 $a_t \in \mathcal{A}$ 可表示为：

$$a_t = \{l_t, f_t^B, B_t\} \quad (18)$$

其中， l_t 表示 t 时刻终端选择的编码器深度， $l_t \in \{1, 2, \dots, L\}$ ，直接决定语义压缩比， f_t^B 表示 t 时刻终端使用的 BS 算力， B_t 表示 t 时刻终端占用的带宽。

(3) 奖励函数 \mathcal{R} ：奖励函数是智能体从环境中接收的反馈信号，用来评估当前动作的好坏，引导智能体学习最优策略。以最小化系统总能耗为目标，同时需满足时延、重建质量等约束，因此奖励函数设计如下：

$$r_t(s_t, a_t) = -E_t(s_t, a_t) - C_{\text{penalty}} \quad (19)$$

其中， E_t 表示当前服务终端从 BS 编码、下行传输

到终端解码的总能耗, C_{penalty} 表示违反约束的惩罚项, 具体设置为:

$$C_{\text{penalty}} = \lambda_1 \cdot \frac{\max(0, t_t^{\text{enc}} + t_t^{\text{trans}} + t_t^{\text{dec}} - \tau_{\text{max}})}{\tau_{\text{max}}} + \lambda_2 \cdot \frac{\max(0, f_t^B - f_{\text{rc}}^B)}{f_{\text{max}}^B} + \lambda_3 \cdot \frac{\max(0, B_t - B_{\text{rc}})}{B} + \lambda_4 \cdot \frac{\max(0, \text{PSNR}_{\text{min}} - \text{PSNR}_t)}{\text{PSNR}_{\text{min}}} \quad (20)$$

其中, t_t^{enc} 、 t_t^{trans} 和 t_t^{dec} 分别表示当前服务终端从 BS 编码、下行传输到终端解码的时延, PSNR_t 表示当前服务终端的图像重建质量, λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和 λ_4 分别为时延、BS 算力、链路带宽与图像重建质量约束的惩罚系数, 用于平衡能耗与约束满足之间的关系。为避免各不同约束项的量纲差异影响训练稳定性, 对各惩罚项进行了归一化处理, 并通过调节惩罚系数使各项在数值上保持相近量级。负奖励设计鼓励智能体降低能耗并满足约束, 从而驱动策略优化。

2.2 稀疏注意力改进的 PPO 算法

PPO 算法是一种基于 Actor-Critic 架构的强化学习 (Reinforcement Learning, RL) 算法, 通过限制策略更新幅度来保证训练稳定性。针对所构建问题中离散与连续变量并存的混合动作空间, 本文在 PPO 框架下采用共享特征表示的多分支 Actor-Critic 结构, 其中策略网络由多个并行输出分支组成, 分别对应带宽分配、基站算力分配以及语义编码器深度选择, 不同分支用于建模连续与离散动作的决策过程; 同时设置价值网络对状态价值进行估计。其中, 连续动作通过参数化概率分布进行采样, 离散动作通过分类分布进行决策, 并在策略更新过程中对各分量的对数概率进行统一聚合, 从而在统一的策略优化目标下实现对混合动作的联合建模与协同决策。同时, 为避免动作越界, 本文对连续动作输出进行归一化映射, 将其转换为满足总带宽与总算力约束的比例分配形式, 从而保证所有资源分配结果始终位于可行域内; 对于离散动作, 则通过预定义动作集合进行索引映射, 确保语义编码器深度选择的合法性。该设计避免了额外的动作裁剪操作, 在保证约束满足的同时提高了策略学习的稳定性。

在多终端场景中, 随着终端数量的增加, 状态空间维度线性增长、无关信息冗余严重, 导致 PPO 算法决策效率降低, 收敛速度缓慢。基于此, 本文在 PPO 算法的策略网络中引入了稀疏注意力模块, 通过仅保留与当前智能体决策相关性最强的 k 个终端的状态信息, 过滤冗余信息, 提高了算法的决策

效率和收敛速度。

(1) 状态特征嵌入

在状态输入阶段, 引入状态特征嵌入机制, 使模型能够感知终端和资源状态之间的多维空间关系, 从而建立全局空间感知。状态嵌入层接收当前全局状态 s_t 。对于每个终端 u , 输出表示为:

$$\mathbf{e}_u^{(t)} = \text{Linear}(s_t) \quad (21)$$

其中, $\text{Linear}(\cdot)$ 表示统一嵌入维度的线性投影层。最后形成嵌入特征矩阵 $\mathbf{E}^{(t)} = [\mathbf{e}_1^{(t)}, \mathbf{e}_2^{(t)}, \dots, \mathbf{e}_U^{(t)}]^T$, 其中 $\mathbf{e}_u^{(t)}$ 表示当前终端嵌入特征, 随后将其用作注意力计算的 Query 输入。

(2) 稀疏注意力计算

通过稀疏注意力模块计算注意力权重, 从而获取最相关的特征。每个终端 u 嵌入向量 $\mathbf{e}_u^{(t)}$ 经独立的线性映射后得到 Key 和 Value 投影:

$$\mathbf{k}_u^{(t)} = \mathbf{W}^K \cdot \mathbf{e}_u^{(t)} \quad (22)$$

$$\mathbf{v}_u^{(t)} = \mathbf{W}^V \cdot \mathbf{e}_u^{(t)} \quad (23)$$

其中 \mathbf{W}^K 和 \mathbf{W}^V 为投影矩阵, $\mathbf{k}_u^{(t)}$ 和 $\mathbf{v}_u^{(t)}$ 分别是 Key 向量和 Value 向量。因此, 全局 Key 和 Value 矩阵表示为:

$$\mathbf{K}^{s(t)} = [\mathbf{k}_1^{(t)}, \mathbf{k}_2^{(t)}, \dots, \mathbf{k}_u^{(t)}] \quad (24)$$

$$\mathbf{V}^{s(t)} = [\mathbf{v}_1^{(t)}, \mathbf{v}_2^{(t)}, \dots, \mathbf{v}_U^{(t)}] \quad (25)$$

$\mathbf{e}_u^{(t)}$ 经线性变换后得到终端 u 的 Query 向量 $\mathbf{q}_u^{(t)}$, 通过计算 $\mathbf{q}_u^{(t)}$ 与 Key 矩阵 \mathbf{K} 的相关性, 可以计算出每个节点的注意力分数, 并引入掩码向量屏蔽已服务终端:

$$\alpha_u = \begin{cases} \frac{\mathbf{q}_u^{(t)} \mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}} & m_u = 0, \\ 0 & m_u = 1. \end{cases} \quad (26)$$

其中 d_k 是 Key 向量的维度,。

注意力分数向量 $\boldsymbol{\alpha} = [a_1, a_2, \dots, a_U]$ 经 Top-k Softmax 函数激活权重最高的 k 个终端, 同时将其其他权重置 0, 得到稀疏注意力权重为:

$$\boldsymbol{\alpha}' = \text{SparseAtten}(\boldsymbol{\alpha}) \quad (27)$$

α' 与 $\mathbf{V}^{s(t)}$ 加权聚合得到决策节点的稀疏特征表示为

$$\mathbf{e}_s = \alpha' \cdot \mathbf{V}^{s(t)} = \sum_{u=1}^U \alpha'_u \mathbf{v}_u^{(t)} \quad (28)$$

所得到的特征向量 \mathbf{e}_s 集成与当前终端强相关的终端特征，同时抑制冗余或不相关的终端特征，从而为策略网络提供轻量级状态输入。

最后，将特征 \mathbf{e}_s 输入到策略网络中，得到动作概率分布：

$$\pi_{\theta_a}(a_t | s_t) = \text{MLP}(\mathbf{e}_s) \quad (29)$$

(3)稀疏注意力驱动的Critic网络

Actor网络输出动作概率分布，Critic网络估计状态价值函数，用于指导策略更新。在价值估计阶段，为了捕捉关键节点之间的全局依赖关系，本文设计了一种稀疏注意力驱动的Critic网络，从而实现高效准确的状态价值估计。

与输出动作分布的Actor网络不同，Critic网络的目的是对当前全局状态进行价值估计，并输出状态价值函数 $V(s_t)$ 。因此，Critic网络需要在稀疏注意力过滤后融合所有节点的特征，以获得全局状态表示。具体而言，采用池化方法将所有关键节点特征聚合成单个全局特征向量 $\mathbf{e}_u^{\text{all}}$ ，然后通过MLP网络回归并获得状态值估计。

$$V(s_t) = \text{MLP}(\mathbf{e}_u^{\text{all}}) = \text{MLP}(\text{Pool}(\text{SparseAtten}(s_t))) \quad (30)$$

上述改进确保了PPO算法在高维状态空间中更好的泛化能力和训练稳定性。

本文提出的基于轻量化Swin Transformer的资源自适应语义压缩策略的伪代码如算法1所示。

3 仿真结果与性能评估

3.1 仿真参数设置

本节在Python环境和Visual Studio Code平台上进行仿真分析。考虑一个半径为500米的圆形网络，BS位于网络中心， U 个终端随机分布在网络中。信道增益包括路径损耗和阴影效应，路径损耗模型定义为 $128.1 + 37.6 \log_{10} d$ （其中 d 以km为单位），阴影效应因子为6dB。每个终端传输1200MB的原始图像数据（ $d_u = 1200\text{MB}, \forall u \in \mathcal{U}$ ），任务完成期限为600s（ $\tau_{\max} = 600\text{s}$ ）。总系统带宽为20MHz，噪声功率谱密度为-174dBm/Hz。BS的发

算法1 基于轻量化Swin Transformer的资源自适应语义压缩策略

输入 终端数 U 、带宽 B 、基站算力 f_B 、终端算力 f_u^{\max} 、原始数据量 d_u 等环境参数，学习率lr、折扣因子 γ 等PPO超参数

输出 最优策略 π^* 、系统总能耗 E_{total}

- 1) 初始化环境参数，根据终端算力 f_u^B 对终端进行升序排序，形成终端服务队列 \mathcal{Q} ；
- 2) 初始化Actor网络参数 θ 、Critic网络参数 ϕ ，经验回放缓冲区 $\mathcal{D} \leftarrow \emptyset$
- 3) **For** episode = 1 to max_episodes **do**
- 4) 获取初始状态 s_0
- 5) **For** $t = 1$ to T **do**
- 6) 从队列 \mathcal{Q} 中获取当前的终端服务索引 u_t
- 7) 根据式(21)得到状态嵌入特征矩阵 $\mathbf{E}^{(t)} = [\mathbf{e}_1^{(t)}, \mathbf{e}_2^{(t)}, \dots, \mathbf{e}_U^{(t)}]^T$
- 8) 根据式(22)-(28)经稀疏注意力计算得到稀疏状态特征 \mathbf{e}_s
- 9) 根据策略网络 $\pi_{\theta_a}(a_t | s_t) = \text{MLP}(\mathbf{e}_s)$ 采样并执行动作 $a_t = \{l_t, f_t^B, B_t\}$
- 10) 根据式(7)-(13)计算 E_t ，并根据式(19)计算 r_t
- 11) 选择下一个服务终端 u_{t+1} 并更新下一状态 s_{t+1}
- 12) 存储样本 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 至 \mathcal{D}
- 13) **End For**
- 14) 计算回报 $R_t = \sum_{i=t}^T \gamma^{i-t} r_i$ 和优势函数 \hat{A}_t
- 15) **For** epoch = 1 to max_epochs **do**
- 16) 从 \mathcal{D} 中随机采样小批量数据
- 17) Critic网络通过公式(30)计算 $V(s_t)$
- 18) 基于PPO裁剪目标函数，使用采样得到的小批量数据，更新 θ 和 ϕ
- 19) **End For**
- 20) 更新旧策略参数 $\theta_{\text{old}} \leftarrow \theta$
- 21) 清空经验回放缓冲区 \mathcal{D}
- 22) **End For**
- 23) $E_{\text{total}} \leftarrow \sum_{t=1}^T E_t$
- 24) 返回优化后的策略 $\pi^* = \pi_{\theta}$ 、系统总能耗 E_{total}

射功率为 20dBm。终端最大本地计算频率均匀分布在 0.62 和 1.28GHz 之间。终端每 GPU 周期可执行的浮点运算次数 ε_u 为 1024，BS 每 GPU 周期可执行的浮点运算次数 ε_B 为 13824。用户可容忍的最低图像重建质量为 25dB。有效开关电容系数 κ_U 、 κ_B 为 10^{-28} 。表 1 列举了主要仿真参数^[24]。

表 1 仿真参数

仿真参数	参数值
原始数据大小 d_u /MB	1200
任务最大时延约束 τ_{\max} /s	600
噪声功率谱密度 n_0 /(dBm·Hz ⁻¹)	-174
阴影效应因子/dB	6
总系统带宽 B /MHz	20
BS 发射功率 p_{BS}/dm	20
BS 计算频率 f_B /GHz	1.44
终端计算频率 f_u^{\max} /GHz	[0.62, 1.28]
有效开关电容 κ_U, κ_B	10^{-28}
BS 每周期的浮点运算次数 ε_B	13824
终端每周期的浮点运算次数 ε_u	1024
最低图像重建质量 PSNR _{min} /dB	25

本文提出的稀疏注意力改进的 PPO 算法，其核心超参数与网络结构如表 2 所示。折扣因子 γ 设为 0.99，使智能体在决策中重视长期回报；广义优势估计系数 λ 设为 0.95 以稳定优势函数估计；PPO 裁剪系数 ε 设为 0.1 用于稳定更新；价值函数损失系数设为 0.5 以平衡策略与价值优化。策略与价值网络共享特征提取层，隐藏层维度设为 256。学习率 $1e-4$ 通过收敛性实验确定为收敛速度与稳定性最优的值。总训练回合数设为 5500 保证所有学习率下奖励均趋于稳定。经验回放缓冲区容量设为 2048，每轮随机采样 64 条样本进行 3 次更新，平衡了样本效率与计算代价。熵正则化系数 0.01 鼓励探索，避免策略过早陷入局部最优。稀疏注意力 Top-k 值取 3，在过滤无关状态的同时保留与当前决策最相关的终端特征，提高了高维状态下的决策效率。算法在 PyTorch 框架下实现，采用 Adam 优化器进行训练。

3.2 性能分析

3.2.1 改进的语义编码器结构的性能分析

(1) 稀疏注意力机制的超参数敏感性分析

表 2 算法训练参数配置

训练参数	参数值
学习率 lr	$1e-4$
折扣因子 γ	0.99
广义优势估计系数 λ	0.95
PPO 裁剪系数 ε	0.1
价值函数损失系数	0.5
熵正则化系数	0.01
总训练回合数 max_episodes	5500
小批量大小 mini_batch	64
更新轮次 max_epochs	3
网络隐藏层维度	256
缓冲区 \mathcal{D} 大小	2048
稀疏注意力 Top-k 值	3

本节对所提“全局压缩+Top-k 选择”稀疏注意力机制中的关键超参数：压缩块数量 M 与 Top-k 选择数量 k 进行敏感性分析，旨在揭示模型性能与计算开销之间的权衡关系，并确定后续实验的最优参数配置。表 3 展示了不同参数组合下，轻量化语义编码器在编码整个 Kodak 数据集时的重建质量和算力需求（以 FLOPs 为单位）。

表 3 不同参数设置下的语义编码器性能

参数 M, k 取值	平均 PSNR	FLOPs
标准 Swin-T	33.05	848.46
$M = 8, k = 3$	31.28	825.51
$M = 8, k = 2$	30.69	773.38
$M = 8, k = 1$	29.92	713.25
$M = 7, k = 3$	31.28	820.99
$M = 7, k = 2$	30.77	775.98
$M = 7, k = 1$	30.14	713.98
$M = 4, k = 3$	30.81	816.37
$M = 4, k = 2$	29.80	769.06
$M = 4, k = 1$	28.75	720.75

从表 3 中可以看出，与标准 Swin-T 相比，引入稀疏注意力机制的编码器均获得了不同程度的计算开销下降。当压缩块数量 M 固定时，随着 k 的减小，模型的 PSNR 和 FLOPs 均呈现下降趋势。这表明减少 k 会牺牲部分重建精度以换取更低的计算开销。同时，在相同 k 值下，减小 M 同样降低了

PSNR 和 FLOPs, 表明过少的压缩块会导致全局上下文信息的丢失。以标准 Swin-T 为基准, 对比三种 M 取值下 $k = 2$ 的表现: $M = 8$ 时 PSNR 降幅为 7.1%, FLOPs 降幅为 8.9%; $M = 7$ 时 PSNR 降幅为 6.9%, FLOPs 降幅为 8.5%; $M = 4$ 时 PSNR 降幅为 9.8%, FLOPs 降幅为 9.4%。对比可见, $M = 7$ 与 $M = 8$ 在 FLOPs 降幅上仅相差 0.4%, 而 PSNR 损失基本持平, 表明将 M 从 8 微调至 7 几乎不牺牲质量即可获得相近的轻量化收益。然而, 当 M 进一步降至 4 时, PSNR 降幅显著扩大至 9.8%, 逼近 30 dB 以下的感知质量门槛, 边际损失明显加剧。在 $M = 7$ 基础上, 对比参数 k 的影响: $k = 3$ 时 PSNR 降幅为 5.4%, FLOPs 降幅仅 3.2%, 计算收益有限; $k = 1$ 时 FLOPs 降幅为 15.9%, 但 PSNR 降幅扩大至 8.8%, 质量牺牲较大。相比之下, $k = 2$ 以 8.5% 的 FLOPs 降幅实现了仅 6.9% 的 PSNR 损失, 在保证重建质量与节省计算开销之间取得了最优均衡。综上, 后续实验选取 $M = 7, k = 2$ 作为稀疏注意力机制的参数配置。

(2) 稀疏注意力机制改进前后的编码器性能分析

表 4 对比了不同编码器深度下, 原始 Swin

Transformer 与稀疏注意力机制改进的 Swin Transformer 在编码整个 Kodak 数据集时的重建质量和算力需求 (以 FLOPs 为单位)。可以看出改进后的 Swin Transformer 的算力需求小于原始 Swin Transformer, 而这种改进是以图像重建质量的下降为代价的, 但图像重建质量仍在可接受范围内。图 4 展示了重建图像的视觉比较。

(3) 不同编码器深度下的语义压缩性能分析

表 5 对比了语义编码器在不同深度下编码整个 Kodak 数据集时的语义压缩比、重建质量和算力需求 (以 FLOPs 为单位)。可以看出, 编码器深度与语义压缩比呈正相关, 而计算复杂度随深度近似线性增长, 图像重建质量在较浅深度配置下提升较为明显, 而在较深深度配置下增益逐渐放缓, 呈现典型的边际收益递减特性。这表明更深的编码器能够提取更精炼的语义信息, 以更少的数据量表征原始内容, 相应地消耗更多的算力, 图像重建质量有所提升。上述结果验证了不同编码器深度下语义压缩比与算力资源消耗之间的权衡关系, 从而印证了本文利用门控网络动态调节编码器深度、为终端定制差异化语义压缩比这一设计思想的合理性。

表 4 稀疏注意力机制改进前后的语义编码器性能比较

语义编码器	depth	平均 PSNR	FLOPs
原始 Swin Transformer	[2, 2, 2, 2]	32.02	532.58
	[2, 2, 6, 2]	33.05	847.46
	[2, 2, 18, 2]	33.97	1636.24
稀疏注意力机制改进的 Swin Transformer	[2, 2, 2, 2]	29.66	480.24
	[2, 2, 6, 2]	30.77	775.98
	[2, 2, 18, 2]	31.69	1497.26

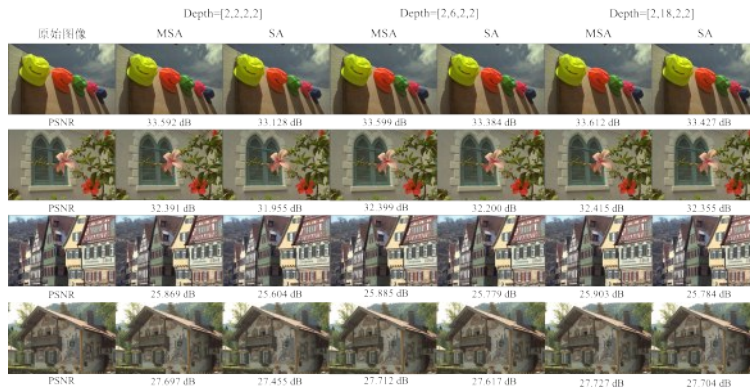


图 4 重建图像的视觉比较

表5 不同深度下语义编码器性能比较

编码器深度	语义压缩比	平均PSNR	FLOPs
[2, 2, 2, 2]	2.272	29.66	480.24
[2, 2, 4, 2]	2.667	30.11	610.32
[2, 2, 6, 2]	3.840	30.77	775.98
[2, 2, 8, 2]	4.741	31.05	920.18
[2, 2, 10, 2]	5.988	31.19	1085.63
[2, 2, 14, 2]	8.696	31.47	1280.05
[2, 2, 18, 2]	12.048	31.69	1497.26

3.2.2 所提策略的性能分析

通过实验仿真对所提策略性能进行验证,包括收敛性能和节能性能。为全面评估所提策略的有效性,本文将其与以下策略进行对比分析:

1) **均匀资源分配策略 (Uniform Allocation, UA)**: 该方案平均分配BS的总算力和系统总带宽给所有终端,同时所有终端采用统一的、固定的语义压缩比。

2) **贪婪启发式分配策略 (Greedy Heuristic Allocation, GHA)**: 该方案将终端按本地算力从低到高排序,优先服务算力最低、解码能力最受限制的终端。若当前压缩比下无法满足约束,则尝试次高的压缩比,直至找到可行解。在为该终端分配资源后,更新系统的剩余带宽与BS剩余算力,再以相同规则处理下一个终端。

3) **基于PPO算法的固定语义压缩比的资源分配策略 (PPO-based Resource Allocation Strategy with Fixed Semantic Compression Ratio, PPO-FSCR)**: 该策略中终端采用统一的语义压缩比,利用PPO算法对BS算力和带宽分配进行优化。

4) **基于深度确定性策略梯度 (Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG) 算法的资源自适应语义压缩策略 (DDPG-based Resource-Adaptive Semantic Compression Strategy, DDPG-RASC)**: 该策略根据终端算力进行语义压缩比、BS算力和带宽分配,给高算力终端分配高语义压缩比、高BS算力和低带宽,而给低算力终端分配低语义压缩比、低BS算力和高带宽,以在有限算力和带宽下获得高性能。采用DDPG算法对语义压缩比、BS算力和带宽分配进行优化。

5) **基于PPO算法的资源自适应语义压缩策略 (PPO-based Resource-Adaptive Semantic Com-**

pression Strategy, PPO-RASC): 该策略采用PPO算法对语义压缩比、BS算力和带宽分配进行优化。

6) **基于轻量化 Swin Transformer 的资源自适应语义压缩策略**: 该方案为本文所提策略。

(1) 收敛性分析

图5展示了PPO算法和稀疏注意力改进的PPO算法分别在不同学习率下的收敛性能,旨在验证所提算法在本优化问题中的训练效率与稳定性。图中曲线经过 Savitzky-Golay 滤波器 (窗口长度为50) 平滑处理,以更清晰地展示训练趋势。从图中可以看出,随着迭代次数的增加,所有学习率下的奖励值均呈现出上升趋势,且最终均达到相近的稳定奖励水平,表明两种算法在本优化问题上均具有良好的稳定性与鲁棒性。同时,在相同学习率条件下,引入稀疏注意力改进的PPO算法整体表现出更快的收敛速度。在训练初期阶段,所提算法的奖励值提升更为迅速,并且能够在较少的训练回合内接近最终稳定奖励水平,而PPO算法则需要更多的训练迭代才能达到类似的性能。这是因为稀疏注意力机制能够增强策略网络对系统状态特征的建模能力,使智能体在训练过程中能够更快地捕获影响系统性能的关键状态信息,从而加快策略学习过程。此外,学习率变化对最终策略性能的影响较小,这说明所构建的MDP与奖励函数设计合理,能够有效指导策略学习。

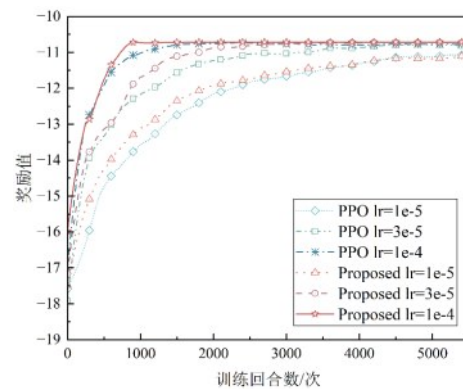


图5 不同学习率下PPO算法与稀疏注意力改进的PPO算法的收敛性能对比

(2) 节能分析

图6对比了不同策略下终端数量变化对系统总能耗的影响。可以观察到,随着终端数量的增多,所有策略的系统总能耗均呈现增长趋势。这是因为更多的终端意味着更高的语义编解码开销和带宽需

求，系统所需的算力和带宽总需求越大。UA 由于完全不考虑终端算力差异和资源复用，能耗最高。GHA 通过简单的规则匹配了终端算力和压缩比，性能优于 UA，但其贪婪的决策方式缺乏全局视野，容易陷入局部最优。与 UA 和 GHA 相比，基于 RL 的策略能通过学习历史经验，做出更具前瞻性的资源分配决策，因此能耗普遍更低。其中，PPO-FSCR 的能耗始终最高且增长最快，其原因在于该策略采用固定语义压缩比。DDPG-RASC 和 PPO-RASC 通过自适应压缩比改善了压缩效率，能耗优于 PPO-FSCR。然而，随着终端数量的增多，系统状态维度和资源竞争关系变得更加复杂，DDPG-RASC 和 PPO-RASC 的策略网络难以充分挖掘多终端状态之间的关联关系，因此难以达到最优的资源分配策略。与上述方法相比，本文所提策略通过在策略网络中引入稀疏注意力模块，可以更有效地捕获多终端状态信息之间的关键关联关系，使智能体能够更合理地联合优化语义压缩比、BS 算力和带宽资源。从图中可以看出，所提策略的系统总能耗始终是最底的，且增长平缓，证明了所提策略在多终端场景下具有良好的可扩展性。

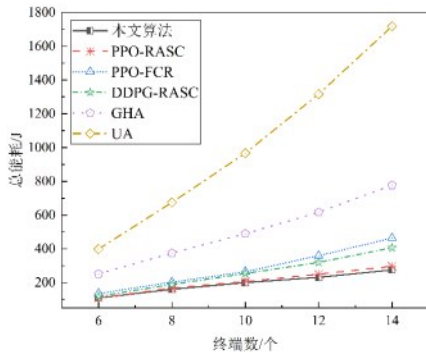


图6 终端数量对系统总能耗的影响

图7展示了系统总能耗随原始数据量增大的变化趋势。随着数据量增大，语义编解码开销与传输时延均会显著增加，因而所有策略的能耗均随原始数据量上升。同样地，UA 的系统总能耗最高，GHA 的系统总能耗仅次于 UA，四种 RL 策略的能耗均优于 UA 和 GHA。其中，四种 PPO-FSCR 对大数据量最不适应，其固定压缩比会导致传输负担急剧增加。DDPG-RASC 和 PPO-RASC 通过自适应调整语义压缩比，在一定程度上缓解了数据量增长带来的能耗压力，其整体性能优于 PPO-FSCR。本文

所提策略在所有数据量下均能保持最优能耗表现，且能耗提升幅度最小，这得益于其通过全局优化压缩比与资源分配，使数据量扩大带来的负面影响得到最小化。上述结果验证了本文策略在处理大规模数据传输任务时的优越性。

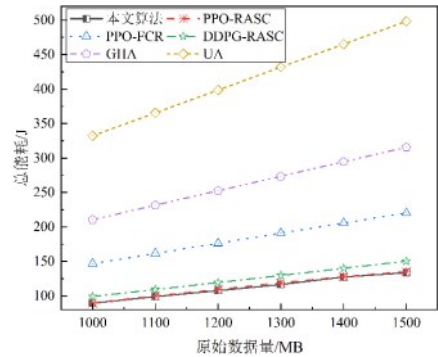


图7 原始数据量对系统总能耗的影响

图8给出了带宽变化对系统总能耗的影响。当带宽增加时，数据传输速率提升、传输时延降低，因此所有策略的能耗均呈下降趋势。其中，PPO-FSCR 的能耗最高且下降幅度最大，这是由于在低带宽条件下，固定语义压缩比导致语义数据量较大，传输效率极低，高带宽能够显著缓解其传输瓶颈，因此呈现出较大幅度的能耗改善。同样地，UA 的系统总能耗最高，GHA 次之，四种 RL 策略的能耗普遍低于 UA 和 GHA。其中，DDPG-RASC 和 PPO-RASC 利用自适应语义压缩比能够在低带宽条件下主动提高压缩比，减轻传输负担，因此在所有带宽条件下性能均优于 PPO-FSCR。所提策略在所有带宽条件下均保持最低能耗，特别是在低带宽情况下，通过自适应提高语义压缩比并合理分配算力和带宽，显著缓解了带宽受限所带来的能耗瓶颈。上述结果验证了所提策略在不同带宽条件下的稳定性和优越的能效性能。

3.3 消融实验分析

为验证本文所提策略中各核心组件的有效性，本节设计了系统的消融实验，对比了以下策略：

- 1) **本文策略**：采用引入门控网络和稀疏注意力的轻量化语义编码器，搭配稀疏注意力改进的 PPO 算法；
- 2) **GS 方案 (Gating + Sparse Attention)**：采用所提轻量化语义编码器，搭配标准 PPO 算法；
- 3) **SO 方案 (Sparse Attention Only)**：采用固

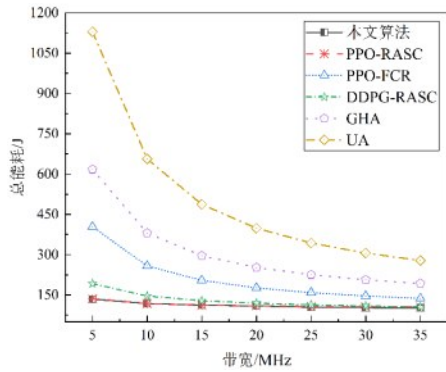


图8 带宽对系统总能耗的影响

定深度但引入稀疏注意力的语义编码器，搭配标准PPO算法；

4) GO方案 (Gating Only): 采用引入门控网络的可变深度语义编码器，搭配标准PPO算法；

5) BL方案 (Baseline): 采用固定深度的语义编码器与标准PPO算法。

图9展示了消融实验的结果。对比BL与GO方案发现，系统总能耗显著下降，表明门控网络通过为终端定制差异化压缩比，能够有效适配终端算力差异，提高了算力、带宽资源的利用率。对比BL与SO方案发现，系统总能耗亦有所降低，说明语义编码器中的稀疏注意力机制通过减少计算开销，

获得了能效增益。GS结合了门控网络与稀疏注意力机制两者的优势，使得系统总能耗进一步降低。由图9(a)可知，本文策略在GS方案的基础上引入了稀疏注意力改进的PPO算法，使智能体在高维状态空间中具备更高效的决策能力，能够制定更优的资源分配策略，从而实现了最低的系统总能耗。上述结果表明，所提策略中的各核心组件均对整体性能提升起到了积极作用。

4 结束语

本文提出了一种基于轻量化 Swin Transformer 的资源自适应语义压缩策略，旨在解决多终端下行语义通信场景中终端算力差异导致的资源利用率低的问题。该策略通过引入门控网络实现动态可调深度的语义编码器，并用“全局压缩+Top-k选择”稀疏注意力机制改进了Swin Transformer，降低了语义编码的计算开销。将优化问题转化为MDP，通过PPO算法实现高效求解，并通过引入稀疏注意力机制，提高了PPO算法的训练效率。仿真结果表明，本文所提策略能在保证图像重建质量的前提下减少计算开销，同时在节能性能方面优于其他策略。

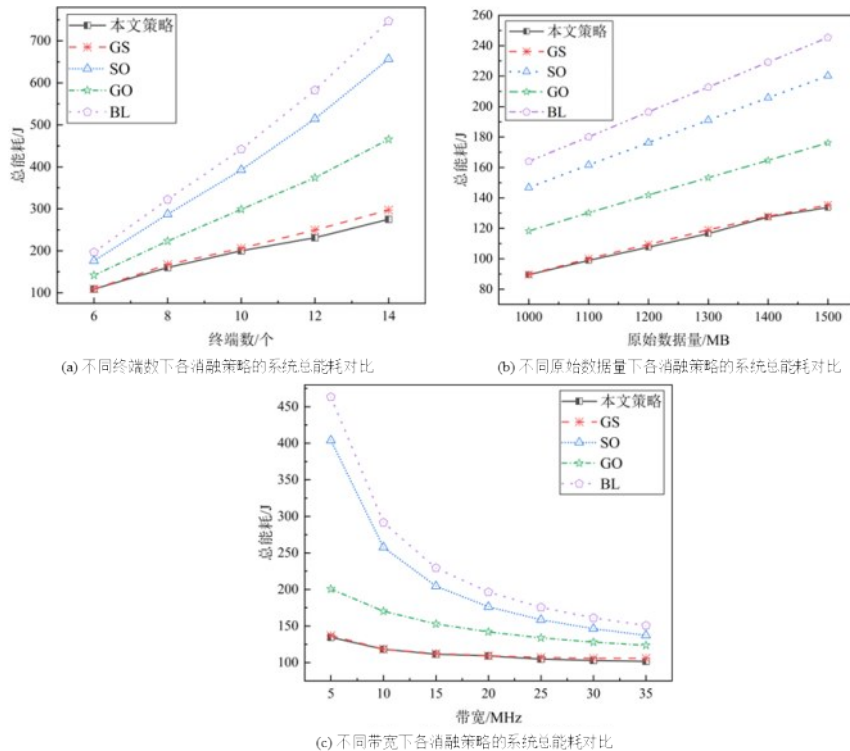


图9 不同参数配置下各消融策略的系统总能耗对比

参考文献:

- [1] GÜNDÜZ D, QIN Z, AGUERRI I, et al. Beyond transmitting bits: Context, semantics, and task-oriented communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 41(1): 5-41.
- [2] 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.
- [3] YANG K, WANG S, DAI J, et al. SwinJSCC: Taming Swin Transformer for Deep Joint Source-Channel Coding[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(1): 90-104.
- [4] 香晏, 赵响, 黄军韬. 一种基于残差连接的 Swin Transformer 增强型联合编码架构设计[J]. *无线电工程*, 2025, 55(05): 905-912.
- XIANG Y, ZHAO X, HUANG J. A Residual Connection-based Swin Transformer Enhanced Joint Encoding Architecture Design[J]. *无线电工程*, 2025, 55(05): 905-912.
- [5] 张平, 牛凯, 姚圣时, 等. 面向未来的语义通信: 基本原理与实现方法[J]. *通信学报*, 2023, 44(5): 1-14.
- ZHANG P, NIU K, YAO S, et al. Semantic communications for future: basic principle and implementation methodology[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(5): 1-14.
- [6] TANG Q, ZHANG B, LIU J, et al. Dynamic Token Pruning in Plain Vision Transformers for Semantic Segmentation[C]// 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2023: 777-786.
- [7] PAN J, BULAT A, TAN F, et al. EdgeViTs: Competing Light-weight CNNs on Mobile Devices with Vision Transformers[C]// Computer Vision - ECCV 2022. Cham: Springer, 2022: 294-311.
- [8] GAO Z, TONG Z, WANG L, et al. SparseFormer: Sparse Visual Recognition via Limited Latent Tokens[C]// International Conference on Representation Learning, 2024: 55639-55657.
- [9] YUAN J, GAO H, DAI D, et al. Native Sparse Attention: Hardware-Aligned and Natively Trainable Sparse Attention[C]// Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), Vienna, Austria, Association for Computational Linguistics, 2025: 23078-23097.
- [10] ZHAO Z, YANG Z, GAN X, et al. A joint communication and computation design for semantic wireless communication with probability graph[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, 361(13): 107055.
- [11] YANG S, SHEN B, HUANG X. Optimizing Semantic Spectral Efficiency in Wireless Image Transmission: A PPO-Driven Resource Allocation Scheme[J]. *IEEE Communications Letters*, 2025, 29(6): 1466-1470.
- [12] CANG Y, CHEN M, YANG Z, et al. Online Resource Allocation for Semantic-Aware Edge Computing Systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(17): 28094-28110.
- [13] ZHAO S, LIU T, JIN H, et al. SPViT: Accelerate Vision Transformer Inference on Mobile Devices via Adaptive Splitting and Offloading[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(10): 9303-9318.
- [14] JI Z, QIN Z, TAO X, et al. Resource Optimization for Semantic-Aware Networks With Task Offloading[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 12284-12296.
- [15] 顾健华, 冯建华, 许辉阳, 等. 基于有向图与卷积网络强化学习的端侧协同算力资源分配方法[J]. *电子学报*, 2025, 53(06): 1771-1783.
- GU J, FENG J, XU H, et al. Directed Graph and Convolutional Network Reinforcement Learning for Terminal-Side Collaborative Computing Resource Allocation Scheme[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(06): 1771-1783.
- [16] NGUYEN L X, TUN Y L, TUN Y K, et al. Swin Transformer-Based Dynamic Semantic Communication for Multi-User With Different Computing Capacity[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(6): 8957-8972.
- [17] ZHANG J, ZHANG Y, JI B, et al. Feature-Driven Semantic Communication for Efficient Image Transmission[J]. *Entropy*, 2025, 27(4): 369.
- [18] ALBASEER A, ABDALLAH M. Tailoring Semantic Communication at Network Edge: A Novel Approach Using Dynamic Knowledge Distillation[C]// ICC 2024 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2024: 1455-1460.
- [19] ZHENG Y, ZHANG T, MU X, et al. Joint Semantic Transmission and Resource Allocation for Intelligent Computation Task Offloading in MEC Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(10): 8756-8770.
- [20] LIU C, GUO C, YANG Y, et al. Adaptable Semantic Compression and Resource Allocation for Task-Oriented Communications[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2024, 10(3): 769-782.
- [21] ZHENG G, WEN M, NING Z, et al. Computation-Aware Offloading for DNN Inference Tasks in Semantic Communication Assisted MEC Systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(4): 2693-2706.
- [22] ZHENG Y, ZHANG T, HUANG R, et al. Joint Computing Offloading and Resource Allocation for Classification Intelligence Tasks in MEC Systems[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2026, 23: 1086-1099.
- [23] CHEN B, HUANG Y, QIU H, et al. Image Compression for Resource-Constrained AIoT System With Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2025, 55: 5464-5476.
- [24] HU H, SONG K, FAN R, et al. Energy-Efficient Image Semantic Communication: Architecture Design and Optimal Joint Allocation of Communication and Computation Resources[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, 35(7): 6466-6480.

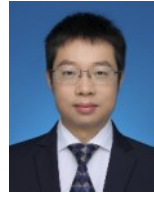
[作者简介]



郑飞 (1982-), 男, 江西吉安人, 博士, 桂林电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为卫星通信网、电力通信网、资源管理、移动边缘计算、确定性传输、路由规划及协议、AI大模型算法应用。



吴东颖 (2002-), 女, 河北沧州人, 桂林电子科技大学硕士生, 主要研究方向为语义通信、资源管理、AI 大模型算法应用。



喻鹏 (1986-), 男, 湖北随州人, 博士, 北京邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为 B5G/6G 网络智能管控, 多媒体通信管控, 绿色通信, 智能电网通信网运维。



李世超 (1986-), 男, 甘肃兰州人, 博士, 桂林电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为 6G 无线通信、车联网、移动边缘计算、空天地一体化网络、深度强化学习。



丰雷 (1987-), 男, 北京人, 博士, 北京邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为网络智能管理、能源互联网信息通信。



仇洪冰 (1963-), 男, 江苏如皋人, 博士, 桂林电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为宽带无线通信、通信感知一体化、通信信号处理、通信网络。



赵继龙 (2001-), 男, 山东潍坊人, 桂林电子科技大学硕士生, 主要研究方向为卫星通信网络资源管理、边缘计算、强化学习和人工智能。



邵苏杰 (1985-), 男, 陕西汉中, 博士, 北京邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为网络管理, 能源互联网信息通信, 边缘计算。