

北京航空航天大学学报
Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics
ISSN 1001-5965,CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目：基于 PPO 的空中基站混合语义-比特通信资源分配策略
作者：孙天航，丰雷，汪旭东，周凡钦，杨志祥，李文璟
DOI：10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0282
收稿日期：2026-05-14
网络首发日期：2026-09-09
引用格式：孙天航，丰雷，汪旭东，周凡钦，杨志祥，李文璟．基于 PPO 的空中基站混合语义-比特通信资源分配策略[J/OL]．北京航空航天大学学报．https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0282



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 PPO 的空中基站混合语义-比特通信资源分配策略

孙天航，丰雷✉，汪旭东，周凡钦，杨志祥，李文璟

（北京邮电大学 网络与交换技术全国重点实验室，北京 100876)
*通信作者 E-mail：fenglei@bupt.edu.cn

摘要 针对空地应急通信场景中空中基站在功率、带宽等资源受限条件下的图像传输需求，面向传统比特通信传输冗余度高、易引发链路拥塞，以及语义通信在高压缩率下难以保证关键区域重构质量的问题，提出了一种基于近端策略优化的空中基站混合语义-比特通信（HSBC-PPO）传输资源分配策略。该方法基于图像分块的语义重要性评估机制，对不同区域自适应选择传输模式，对高语义重要性区域采用比特通信以保证细节保真，对低语义重要性区域采用语义通信以提高传输效率。在此基础上，构建联合优化模型，并引入近端策略优化（PPO）算法，实现发射功率、通信带宽及传输模式选择的动态协同优化。仿真结果表明，相较于纯语义通信方案，所提方法可使传输有效信息量提升约 2.5 倍，图像传输平均峰值信噪比（PSNR）提升约 3.3dB，有效缓解了语义通信在高压缩率下的关键区域失真问题，从而实现了传输效率、信息有效性与重构性能之间的良好权衡。

关键词 空中基站；混合语义-比特通信；资源分配；深度强化学习；应急通信
中图分类号 V279；TN929.5；TP181 文献标志码 A DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0282

PPO-based hybrid semantic-bit communication resource allocation strategy for aerial base stations

SUN Tianhang, FENG Lei✉, WANG Xudong, ZHOU Fanqin, YANG Zhixiang, LI Wenjing

（State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)
*E-mail: fenglei@bupt.edu.cn

Abstract To address the image transmission requirements of aerial base stations (AeBSs) constrained by transmit power and bandwidth in air-to-ground emergency communication scenarios, this paper focuses on the limitations of existing methods about the high redundancy and susceptibility to link congestion in traditional bit communication, as well as the difficulty of semantic communication in ensuring the reconstruction quality of critical regions under high compression rates. Consequently, this paper proposes a PPO-based hybrid semantic-bit communication (HSBC-PPO) resource allocation strategy for AeBSs. Based on a semantic importance evaluation mechanism for image patches, this method adaptively selects transmission modes for different regions. Specifically, it applies bit communication to regions with high semantic importance to ensure detail fidelity, while utilizing semantic communication for regions with low semantic importance to enhance transmission efficiency. Building upon this framework, a joint optimization model is constructed, and the proximal policy optimization (PPO) algorithm is introduced to achieve the dynamic, collaborative optimization of transmit power, communication bandwidth, and transmission mode selection. Simulation results show that, compared with the SemCom-Only scheme, the proposed method increases the amount of effectively transmitted information by approximately2.5times and improves the average peak signal-to-noise ratio (PSNR) of image transmission by about 3.3dB. It also effectively mitigates the distortion of critical image regions caused by the high compression ratio of semantic communication, thereby achieving a favorable tradeoff among transmission efficiency, information effectiveness, and reconstruction quality.

Key words aerial base stations; hybrid semantic-bit communication; resource allocation; deep reinforcement learning; emergency communication

收稿日期：2026-05-14
基金项目：国家自然科学基金（62571057）
Fund：National Natural Science Foundation of China (62571057)
网络首发时间：2026-09-09 16:16:27 网络首发地址：https://link.cnki.net/urlid/11.2625.v.20260909.1239.001

随着空天地一体化网络的深入发展，无人机作为应急救援体系中的高机动空中节点，因具备部署灵活、视距覆盖广等优势，常被用作空中基站以弥补地面通信基础设施的损毁与盲区，近年来在无线应急通信领域受到广泛关注[1]。面对自然灾害或突发事故，地面通信基础设施往往遭受破坏，或难以及时满足突发通信需求，借助无人机等空中平台快速构建临时空地网络，能够为受灾区域用户提供关键通信保障[2]。在此类场景中，现场图像能够直观反映灾情实况，是救援指挥与行动决策的核心信息来源，其有效传输具有不可替代的作用[3]。然而，应急场景下的空地图像传输面临多方面的严苛约束，严重制约了数据的高效交互与完整送达[4-6]。首先是严苛的机载资源约束，空中基站普遍受制于空地链路带宽稀缺、机载算力不足及电池续航短缺等多重物理约束，难以支撑海量图像的高效下发。其次是严格的传输时延限制，救援任务极强的时延敏感性使得图像传输的时效性直接决定了灾情态势感知的快慢。最后是极高的传输保真需求，图像细节的清晰度与完整性对于精准的灾情研判至关重要。因此，如何在资源受限的环境中，通过合理资源分配实现低时延、高保真的数据传输，已成为当前空地应急传输策略设计的核心挑战。

针对上述挑战，现有研究已经展开深入探索，文献[7]通过将频谱子带选择与发射功率分配建模为随机博弈，并基于多智能体深度强化学习算法自适应学习最优资源分配策略，以提升无人机负载交付成功率。文献[8]面向无人机应急数据采集场景，联合优化航迹规划与资源分配以实现更高效的数据采集与能量利用。文献[9]构建了基于速率分拆多址接入技术的超可靠低时延通信（ultra reliable low latency communications，URLLC）联合优化框架，采用图扩散模型搜索最优网络拓扑，并结合连续凸近似优化波束赋形与速率，显著增强了系统的总速率与覆盖性能。然而上述研究多局限于传统通信资源的调度和优化，并未考虑通信传输模式固有的局限性。传统比特通信将图像视为无差异的比特流以追求比特级精确重构，其高昂的带宽需求在面对高动态、弱覆盖的应急空地链路时，极易引发网络拥塞与时延激增。由此可见，在资源受限的无人机应急传输任务中，单纯的网络层优化已难以打破物理性能瓶颈，亟需引入新型通信范式以从根本上提升整体效能。

语义通信作为一种新兴的通信范式，通过精准提取并传输数据中的核心语义内容，有效减少了无效的冗余数据传输，从而显著降低了传输负载[10]。近年来，随着机器学习等技术不断发展，语义通信的信息压缩与传输效率持续提升。早期研究中，基于 Transformer 的语义通信模型（deep learning enabled semantic communication，DeepSC）[11]实现了对文本词元中关键语义信息的提取与传输，并逐步扩展到图像、语音等模态[12-13]。在图像传输领域，文献[14]提出基于视觉 Transformer（vision Transformer，ViT）的深度联合信源信道编码方法，通过联合建模图像语义特征与信道状态，有效增强了系统的信道自适应性与鲁棒性。文献[15]引入移动窗口 Transformer（shifted window Transformer，Swin Transformer）进行特征提取，并提出模分语义传输方法，将公共与个性化特征解耦独立传输进一步减少了传输带宽消耗。这些技术能够在保留决策所需关键语义细节的同时显著减少冗余数据，因而尤其适用于应急通信场景。

为进一步突破传统语义通信的压缩极限与表达局限性，生成式人工智能（generative artificial intelligence，GAI）被逐步引入语义通信[16-18]。GAI 凭借其强大的生成能力，能够从极紧凑的语义表示中重构出高保真图像，赋予了接收端更强的多模态表达灵活性[19-20]。例如，Chen 等[21]提出了文本提示驱动的大语言模型语义通信框架，通过发送端视觉大模型按需提取核心语义，仅需传输原始图像数据量的 0.8%即可实现高保真的图像重构。Zhao 等[22]则构建了大语言模型驱动的视觉传输系统，利用预训练多模态大模型生成文本提示，并通过跨模态注意力机制深度融合文本与视觉特征，显著提升了低信噪比恶劣条件下的重建质量与鲁棒性。

尽管语义通信在减少数据冗余与提升传输效率方面优势显著，但其依赖深度神经网络进行特征提取与恢复，无法保证 100%的原始信息重构[23]。对于容错率极低的应急通信场景而言，这种失真极易导致关键灾情细节的偏差，进而严重影响现场研判与决策。为兼顾语义通信的高效性与比特级传输的高保真性，已有研究提出了混合通信策略。例如，文献[24]提出了一种融合语义通信与比特通信的双用户上行非正交多址接入框架，并基于拉格朗日对偶方法设计了机会式传输策略，在保障主用户性能

的同时，显著提升了次用户在不同信道条件下的通信效率。类似地，文献[25]通过引入有效语义速率作为性能指标，进一步推进了语义通信与比特通信的融合，提出了一种新型下行非正交多址接入支持的语义-比特混合通信系统，实现了基于信道状态的自适应模式选择与功率分配。尽管如此，上述方法在单一时隙内通常仅支持一种通信模式，这种粗粒度的通信模式切换限制了系统在空中基站网络环境下的策略灵活性，并导致性能次优。

为解决上述问题，本文提出一种基于近端策略优化的空中基站混合语义-比特通信（proximal policy optimization based hybrid semantic-bit communication，HSBC-PPO）传输资源分配策略。在应急图像传输任务中，首先利用 OneFormer 语义分割模型将每幅图像划分为具有明确类别标签的多个语义区域[26]，并结合任务类别先验权重与语义分割置信度计算各区域的语义重要度[27-28]。在此基础上，根据区域语义重要度进行差异化传输，对于语义重要度较高的区域，倾向采用比特通信以确保细节精确保真；对于语义重要度较低的区域，倾向采用语义通信以大幅降低传输负载，从而实现单帧图像内的高效自适应传输。此外，本文进一步引入生成式人工智能作为语义编解码器，从而在最小化数据传输量的同时实现准确的语义恢复[29]。本文的主要贡献可概括如下：

1）针对传统比特通信传输冗余较高以及语义通信关键区域细节易丢失的问题，提出一种基于图像分块的语义重要性评估机制。依据不同区域的语义价值，自适应选择语义通信或比特通信模式，实现关键区域细节保真与非关键区域高效压缩之间的协同平衡。

2）考虑空中基站在功率、带宽等资源受限条件下的图像传输需求，建立融合传输模式选择、发射功率分配与带宽分配的联合优化模型，以有效信息传输效率与传输时延为优化目标，实现多维通信资源的动态协同分配。

3）针对联合优化问题维度高、状态耦合复杂、传统优化方法难以实时求解的问题，将系统建模为马尔可夫决策过程，并采用近端策略优化（proximal policy optimization，PPO）算法进行动态策略学习，实现复杂通信环境下传输模式与无线资源的自适应优化。仿真结果表明，相较于纯比特通信方案，本文所提方法实现了平均传输时延降低约 48.6%；相较于纯语义通信方案，传输有效信息量提升约 2.5 倍，图像传输平均峰值信噪比（peak signal-to-noise ratio，PSNR）提升约 3.3dB，实现了传输效率、信息有效性与图像重构质量之间的良好权衡。

1　系统模型与问题描述

1.1 场景概述

本文设定的应急通信场景如图 1 所示。针对自然灾害导致地面通信设施严重损毁的问题，空中基站被部署至灾害区域上空，在特定的高度悬停或以较低速度移动，构建起临时的空中通信网络，负责周期性采集包含受困人员、建筑损毁等关键灾情的高分辨率图像，并回传至地面用户。

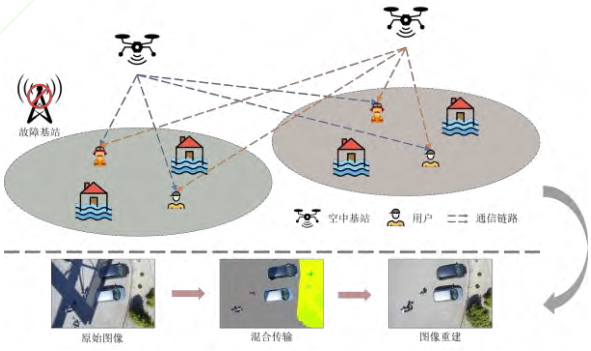

图 1 应急场景下空中基站混合语义/比特图像传输示意图

Fig.1 Illustration of hybrid semantic–bit image transmission for Aerial Base Stations in emergency scenarios

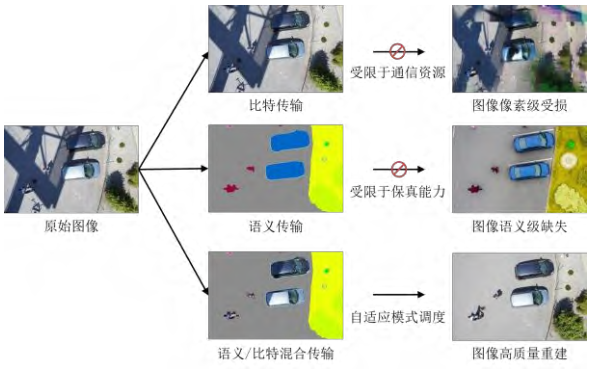

图 2 不同传输策略下图像传输效果对比
Fig.2 Comparison of image transmission performance under different transmission strategies

然而，受限于应急场景下稀缺的频谱资源及机载算力与电池容量，传统全比特高保真传输难以支撑海量图像的高效下发。为了解决资源受限与信息传输需求之间的矛盾，本文采用了一种混合语义-比特的图像传输方法。如图 2 所示，空中基站在采集到原始图像后，首先对图像内容进行语义分析与区域划分[30]。随后，系统依据图像不同区域对救援决策的重要程度自适应地选择通信方式，如对于包含关键细节的高价值区域，倾向采用比特通信以确保信息的精确复现；对于低价值区域，则倾向采用语义通信进行深度压缩。接收端在接收到混合编码的数据流后，结合生成式人工智能技术对图像进行智能化重建。此外，整个系统基于时隙化模型运行，在每一个时隙内，空中基站依次完成图像采集、语义编码、资源分配与数据传输等操作，从而实现对高动态应急环境的实时适应。

1.2 系统模型

在系统覆盖区域内存在M个空中基站（aerial base station，AeBS）和N个移动用户（mobile user，MU），其集合分别表示为$\overline{M}=\{1,2\ldots m,\ldots M\}$，$\overline{N}=\{1,2,\ldots n,\ldots,N\}$。受灾后的地形限制使得用户仅能在地面二维平面内移动，而空中基站则悬停在空中或在离散的时间时隙内保持相对静止，以维持覆盖的稳定性。为了有效消除多用户间的同频干扰并支持并发传输，系统采用频分多址接入技术，在此机制下，每个空中基站的频谱和功率资源被正交地分配给其服务的用户。因此，空中基站m在时隙t所分配的总带宽与总功率分别表示为

$$B_m(t)=\sum_{n=1}^{N}B_{m,n}(t)\ (1)$$

$$P_m(t)=\sum_{n=1}^{N}P_{m,n}(t)\ (2)$$

式中：$B_{m,n}(t)$和$P_{m,n}(t)$分别表示t时刻分配给用户n的带宽和功率。在空地链路层面，空中基站m与移动用户n之间的无线传播链路同时受到视距（Line of Sight，LoS）和非视距（Non-Line of Sight，NLoS）传播条件的共同影响。考虑到空地信道的传播特性，链路处于 LoS 状态的概率记为$\hat{p}_{m,n}^{LoS}(t)$，其主要由空中基站与移动用户之间的仰角决定，因此可表示为

$$p_{m,n}^{\mathrm{LoS}}(t)=\frac{1}{1+X\exp\left(-Z\left(\frac{180}{\pi}\arcsin\left(\frac{H}{d_{m,n}(t)}\right)-X\right)\right)}\ (3)$$

式中：X和Z为由具体环境形态决定的常数参数，H表示空中基站的飞行高度，$d_{m,n}(t)$表示t时刻空中基站m与移动用户n之间的三维欧氏距离。由上式可知，链路的 LoS 概率与仰角呈正相关关系，随着空中基站与用户之间仰角的增大，链路被地面建筑物、植被或其他障碍物遮挡的可能性相应降低，从而更有利于建立 LoS 传播链路。相应地，链路处于 NLoS 状态的概率可表示为

$$p_{m,n}^{\mathrm{NLoS}}(t)=1-p_{m,n}^{\mathrm{LoS}}(t)\ (4)$$

在 LoS 和 NLoS 两种传播条件下，对应的路径损耗采用对数形式建模，分别表示为

$$PL_{m,n}^{\mathrm{LoS}}(t)=\eta^{\mathrm{LoS}}+\xi^{\mathrm{LoS}}\log d_{m,n}(t)\ (5)$$

$$PL_{m,n}^{\mathrm{NLoS}}(t)=\eta^{\mathrm{NLoS}}+\xi^{\mathrm{NLoS}}\log d_{m,n}(t)\ (6)$$

式中：η^{LoS}和η^{NLoS}分别表示 LoS/NLoS 条件下的基础路径损耗，ξ^{LoS}和ξ^{NLoS}分别表示路径损耗随距离变化的斜率系数，用于表征距离增加时损耗增长的快慢。考虑到应急通信环境的随机性，为了评估链路的平均性能，本文采用概率加权的方式计算期望总路径损耗$PL_{m,n}(t)$：

$$PL_{m,n}(t)=p_{m,n}^{\mathrm{LoS}}(t)PL_{m,n}^{\mathrm{LoS}}(t)+p_{m,n}^{\mathrm{NLoS}}(t)PL_{m,n}^{\mathrm{NLoS}}(t)\ (7)$$

基于路径损耗模型，接收端的信噪比（Signal-to-Noise Ratio，SNR）$\gamma_{m,n}(t)$可通过下式计算：

$$\gamma_{m,n}(t)=\frac{P_{m,n}(t)\cdot 10^{-\frac{PL_{m,n}(t)}{10}}}{B_{m,n}(t)\cdot n_0}\ (8)$$

式中：n_0表示噪声功率谱密度。

在应用传输层面，为了实现细粒度的混合传输，对于空中基站m在t时刻采集到的每幅图像，通过 OneFormer 语义分割模型对其进行像素级语义解析，根据语义分割结果形成具有明确类别标签的C个空间语义区域，对应集合为$\overline{C}_m(t)=\{1,2,\ldots,c,\ldots,C\}$，并基于任务先验与置信度联合计算语义重要度。对于用户n的第c个图像区域，其语义重要度因子定义为$h_{n,c}(t)=\omega(l_{n,c}(t))q_{n,c}(t)$,其中$l_{n,c}(t)$表示该区域的语义类别，$\omega(\cdot)\in[0,1]$表示根据应急救援任务知识预先设定的类别权重，受困人员、救援车辆和受损建筑物等直接影响人员搜救和灾情判断的对象被赋予较高权重，而普通自然背景等与当前救援任务关联较弱的区域被赋予较低权重。$q_{n,c}(t)\in[0,1]$表示语义分割模型对该区域的识别置信度。$h_{n,c}(\mathrm{t})$的取值越大，表明该区域对应急救援任务的语义重要度越高。基于图像区域语义重要度，系统对不同图像区域实施差异化传输。对于每个图像分块c，空中基站m选择一种传输模式，并将其表示为模式向量：

$$K_{m,n}=\left[k_{m,n,1},k_{m,n,2},\ldots,k_{m,n,C}\right],\quad k_{m,n,c}\in\left\{K^b,K^s\right\}.(9)$$

式中：K^s和K^b分别表示单位面积内语义符号数和传统比特数，且通常有$K^b\gg K^s$[31]。定义二元指示变量$\tilde{x}_{m,n,c}(t)$表示是否对分块c采用语义传输方式：

$$x_{m,n,c}(t)=\begin{cases}1,\ 若k_{m,n,c}\in K^s\\0,\ 若k_{m,n,c}\in K^b\end{cases}\ (10)$$

进一步地，将t时刻编码后的语义信息量$I_{m,n,c}^s(t)$表征为满足一定识别精度要求下的最小编码维度，记作：

$$\begin{aligned}&I_{m,n,c}^s(t)\triangleq\min\mathbb{E}\left(\dim\left(\mathrm{Code}^{I\to J}(c)\right)\right)\\&s.t.\ \ f\left(k_{m,n,c}(t),\gamma_{m,n}(t)\right)>\nu\end{aligned}\ (11)$$

式中：ν表示语义识别成功率阈值。函数$f(k,\gamma)$用于刻画接收端解码成功率或语义识别概率。当采用比特通信时，假设在误码率可控范围内信息可被完整恢复，即识别概率为 1；当采用语义通信时，识别概率受到当前信噪比影响，其定义为

$$f(k_{m,n,c}(t),\gamma_{m,n}(t))=\begin{Bmatrix}F(\gamma_{m,n}(t)),&若x_{m,n,c}(t)=1\\1,&若x_{m,n,c}(t)=0\end{Bmatrix}\ (12)$$

式中：$F(\gamma)$为语义识别概率关于信噪比γ的函数，由于语义识别过程依赖于神经网络，其性能受模型参数、任务特征与信道状态等多重因素影响，$F(\gamma)$往往难以写成显式闭式形式。因此，本文采用经验拟合方法，利用广义 Logistic 函数对$F(\gamma)$进行建模[32]：

$$F\left(\gamma_{m,n}(t)\right)=\tau_1+\frac{\tau_2-\tau_1}{1+e^{-\left(\varpi_1\gamma_{m,n}(t)+\varpi_2\right)}}\ (13)$$

该 Sigmoid 型映射能够有效表征识别概率随信噪比的非线性变化规律。相比之下，比特传输无需

进行语义提取过程，其在t时刻编码后的有效信息量$I_{m,n,c}^{b}(t)$记作：

$$I_{m,n,c}^{b}(t) \triangleq \mathbb{E}\left(\dim\left(\mathrm{Code}^{J}(c)\right)\right) \tag{14}$$

针对语义通信与比特通信在信息表达形式和速率定义方式上存在的差异，本文引入等效信息量变换方法[33]，建立公平的比较基准并统一速率度量。由此，语义传输速率$R_{m,n,c}^{\mathrm{s}}(t)$与比特级传输速率$R_{m,n,c}^{\mathrm{b}}(t)$可分别表示为

$$R_{m,n,c}^{\mathrm{s}}(t)=\frac{I_{m,n,c}^{s}(t)}{k_{m,n,c}(t)/B_{m,n}(t)}\cdot f\left(k_{m,n,c}(t),\gamma_{m,n}(t)\right) \tag{15}$$

$$R_{m,n,c}^{\mathrm{b}}(t)=\frac{I_{m,n,c}^{b}(t)}{k_{m,n,c}(t)/\left(B_{m,n}(t)\log\left(1+\gamma_{m,n}(t)\right)\right)} \tag{16}$$

上述公式表明，语义速率取决于单位带宽内的语义符号密度及识别准确率，而比特速率则遵循香农容量公式。相应地，每个图像语义区域在不同模式下的端到端传输时延$D_{m,n,c}^{s}(t)$和$D_{m,n,c}^{b}(t)$可推导为

$$D_{m,n,c}^{s}(t)=\frac{I_{m,n,c}^{s}(t)}{R_{m,n,c}^{s}(t)}=\frac{k_{m,n,c}(t)}{B_{m,n}(t)\cdot f\left(k_{m,n,c}(t),\gamma_{m,n}(t)\right)} \tag{17}$$

$$D_{m,n,c}^{b}(t)=\frac{I_{m,n,c}^{b}(t)}{R_{m,n,c}^{b}(t)}=\frac{k_{m,n,c}(t)}{B_{m,n}(t)\log(1+\gamma_{m,n}(t))} \tag{18}$$

1.3 问题描述

混合传输策略旨在充分结合比特通信与语义通信的互补优势，比特通信能够实现高精度的信息恢复，但在资源受限时，其高昂的编码和传输开销会导致较大的时延。相比之下，语义通信通过提取和传输任务相关的核心语义信息，能够显著压缩数据量、提高传输效率，但其恢复结果通常更强调语义一致性，而难以保证原始内容的完全精确重构。因此，针对应急场景下单一模式难以兼顾传输质量与效率的问题，空中基站亟需在有限的带宽与功率约束下，综合评估图像分块的语义优先级，自适应地选择传输模式并联合分配通信资源，以在保真度与效率之间取得最优权衡。

基于上述动机，本文旨在满足各项资源与服务质量约束的前提下，最大化空中基站传输系统的总体效用。该效用函数由加权有效信息量与传输时延两部分构成，旨在提升关键语义信息的获取效率并降低系统整体传输时间。因此，目标优化问题可以表示为

$$\begin{aligned}
&\max_{P,B,K}\sum_{t=0}^{T-1}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\sum_{c=1}^{C_m}\alpha h_{n,c}(t)I_{m,n,c}(t)-\beta D_{m,n,c}(t)\\
&s.t.\ \ C_1: 0\le P_m(t)\le P_{max},\forall m\in\overline{M}\\
&\quad C_2: 0\le B_m(t)\le B_{max},\forall m\in\overline{M}\\
&\quad C_3: 0\le D_{m,n}(t)\le D_{max},\forall m\in\overline{M},\forall n\in\overline{N}\\
&\quad C_4: k_{m,n,c}(t)\in\{K^{\mathrm{b}},K^{\mathrm{s}}\},\quad \forall c\in\overline{C}_m(t)\\
&\quad C_5: f\left(k_{m,n,c}(t),\gamma_{m,n}(t)\right)>\nu,\forall c\in\overline{C}_m(t)
\end{aligned} \tag{19}$$

式中：$I_{m,n,c}(t)$和$D_{m,n,c}(t)$分别表示在t时刻，由空中基站m向移动用户n传输的第c个图像分块的有效信息量和传输时延。加权因子$h_{n,c}(t)$用于表征各图像分块在应急救援任务中的重要程度，α和β为权衡系数，用于平衡信息效用与传输时延之间的关系。约束 C_1和 C_2分别限制每个空中基站的总传输功率和可用总带宽；约束 C_3用于满足传输时延要求；约束 C_4限制了每个图像分块仅能在语义传输与比特传输模式之间进行离散选择；约束 C_5则通过设定最小识别概率阈值ν，以保证语义解码的可靠性。

本文的优化问题同时涉及功率分配、带宽分配和传输模式选择三类决策变量，其中功率和带宽为连续变量，传输模式选择为离散变量，因此本质上属于混合整数非线性规划问题。由于不同决策变量之间存在较强耦合，该问题具有较高的求解复杂度，难以通过传统优化方法实现快速求解。与此同

时，应急通信环境具有较强的动态性，用户位置、链路状态及图像分块重要度等系统状态可能随时隙发生变化，使资源分配与传输模式选择呈现明显的序贯决策特征。若采用传统静态优化方法，通常需要预先获取环境状态或统计信息，并在各时隙重复求解复杂的优化问题，难以满足时变信道与突发业务并存的应急场景下的实时决策需求。

因此，有必要采用一种灵活且自适应的求解方法，能够处理动态环境并实时作出智能决策。深度强化学习（deep reinforcement learning，DRL）为求解此类复杂决策问题提供了一种自然且有效的解决途径,通过将资源分配与模式选择问题建模为马尔可夫决策过程，在与环境的持续交互中，DRL 算法能够自主探索并逼近长期最优策略。同时，DRL 算法具备较强的自适应能力，能够根据链路状态、图像语义优先级的变化动态调整资源分配与传输模式选择，从而在复杂应急环境中实现信息吞吐量与传输时延的兼顾。

2　HSBC-PPO 算法设计

本节提出一种基于混合语义-比特通信的空中基站图像传输资源分配方法 HSBC-PPO。该方法首先依据语义重要度对图像进行分块，并为每块分配相应的传输策略。随后将优化问题重构为马尔可夫决策过程，并将各空中基站建模为独立智能体。基于 PPO 算法，智能体在限制策略更新步长的前提下与环境持续交互，自主学习适应动态信道与业务需求的稳定策略，最终实现长期累积奖励的最大化。

2.1 面向应急图像的混合传输框架

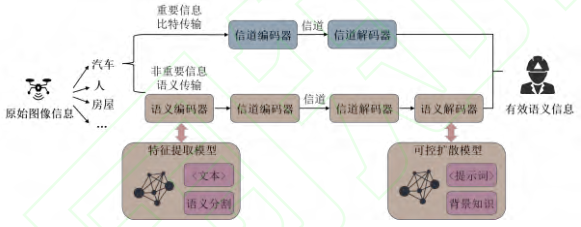

图 3 面向混合传输的空中基站应急图像传输框架

Fig.3 Emergency image transmission framework for air base stations oriented to hybrid transmission

如图 3 所示，本文构建了面向应急场景的图像传输框架。空中基站在获取原始图像后，首先在发送端引入语义分割模块，对图像内容进行解析与结构化表示。该过程将图像划分为若干具有明确语义含义的区域或对象，例如人员、车辆、建筑物及自然背景等。每一类语义对象均对应不同的应急决策价值，其重要程度通过外部先验与语义分割置信度进行量化，从而形成语义权重，用以刻画该区域在应急任务中的相对贡献。

在此基础上，系统为不同语义区域设计了两条并行但功能互补的传输链路。比特通信链路主要面向高价值语义区域。该路径强调像素级精确还原，通过传统信道编码与调制方式，将关键信息可靠地传输至接收端，以确保救援目标的细节信息不因压缩或重构误差而丢失。该链路适用于对定位精度、目标识别要求较高的场景。语义通信链路主要面向背景区域或对细节要求相对较低的图像部分。发送端将图像映射为极其紧凑的语义特征或文本提示，以大幅压减数据量；接收端则引入可控扩散模型等生成式人工智能技术，结合预训练知识重构出具备语义一致性的图像。该链路在极低码率下维持了场景可理解性，从而释放更多通信资源用于关键区域的可靠传输。

应急通信环境下信道条件持续波动，不同区域的业务优先级又存在显著差异，这使得依赖固定规则或启发式设计的方法难以在动态约束下保持稳定性能。为此，本文将混合传输决策建模为高维混合动作空间下的优化问题，引入深度强化学习对其进行求解。智能体通过持续观测环境状态，自主学习各语义区域的传输路径选择与资源分配策略，在统一的有效信息度量框架下实现传输效率与任务质量的最优折中。

2.2 马尔可夫决策过程建模

空中基站的资源分配与模式选择问题可被建模为一个马尔可夫决策过程。如图 4 所示，智能体与环境进行周期性交互，通过观测状态、执行动作并获取奖励来优化策略，其中关键要素定义如下：

1）状态空间。空中基站m在t时刻的状态$s_m(t)$由多维环境信息构成。首先是反映图像分区救援价值的语义重要度分布$\widetilde{H}(t)=\{h_{n,c}(t)|n\in\overline{N},c\in\overline{C}_m(t)\}$，以及决定传输数据量基准的图像分区面积占比$Y_m(t)=\{Y(t)\mid c\in\overline{C}_m(t)\}$，二者共同反映了当前任务的紧迫程度与传输负载，是实施差异化服务的直接依据。

此外，为了使空中基站能够感知网络拓扑与时序动态，状态空间还包括空中基站自身的位置坐标$x_m^{AeBS}(t)$、用户群的相对位置分布$\{x_n^{MU}(t)\}_{n=1}^{N}$，以及上一时刻的语义传输速率$R_m(t-1)=\{R_{m,n}(t-1)\mid n\in\overline{N}\}$。这种多维状态设计使空中基站在响应当前信道条件的同时，能借助历史信息对潜在的链路波动或拥塞趋势做出预判，在部分可观测条件下提升决策的前瞻性。

综上所述，状态空间可表示为

$$\boldsymbol{S}_m(t)=\begin{Bmatrix}H(t),Y_m(t),R_m(t-1),x_m^{\mathrm{AeBS}}(t),\\ x_1^{\mathrm{MU}}(t),x_2^{\mathrm{MU}}(t),\ldots,x_N^{\mathrm{MU}}(t)\end{Bmatrix}\tag{20}$$

2) 动作空间。动作空间$A_m(t)$涵盖了传输模式决策与资源分配两个维度。具体而言，动作空间包括：分配给每个用户的带宽资源$B_m(t)=\{B_{m,n}(t)\mid n\in\overline{N}\}$与发射功率$P_m(t)=\{P_{m,n}(t)\mid n\in\overline{N}\}$；以及针对每个图像分区所选择的编码模式参数$K_m(t)=\{k_{m,n,c}(t)\mid n\in\overline{N},c\in\overline{C}_m(t)\}$。因此，联合动作向量定义为

$$\boldsymbol{A}_m(t)=\{B_m(t),P_m(t),K_m(t)\}.\tag{21}$$

这种混合动作空间将离散模式选择与连续资源分配进行联合优化，其核心动机在于二者存在极强的耦合性，若采用传统的分步决策，前置的模式选择往往会严重制约后续的资源调度空间，例如在恶劣信道下误选比特模式极易导致资源迅速耗尽。因此，联合动作设计有效打破了分步决策易陷入局部最优的局限，使空中基站能够在复杂的物理约束下，根据实时信道与图像内容，自适应地实现传输模式与资源的全局最优协同配置。

3) 奖励函数。奖励函数的设计旨在引导智能体实现优化目标，即最大化有效信息传输量并最小化传输时延。本文定义的瞬时奖励$r(t)$为所有空中基站在时刻t的加权效用之和：

$$r(\mathrm{t})=\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\sum_{c=1}^{C_m}\alpha h_{n,c}(t)I_{m,n,c}(t)-\beta D_{m,n,c}(t)\tag{22}$$

该函数通过联合优化有效信息量传输与传输时延，引导策略网络朝提高长期累积奖励的方向迭代更新。一方面，通过引入语义重要度加权作为正向激励，引导智能体优先保障核心语义的传输质量。另一方面，设置时延惩罚项作为负向约束，有效抑制因过度追求高保真度而造成的资源挤占与传输滞后。该奖励机制促使资源配置向更均衡的方向演进，从而兼顾应急场景下的信息完整性与实时传输需求。

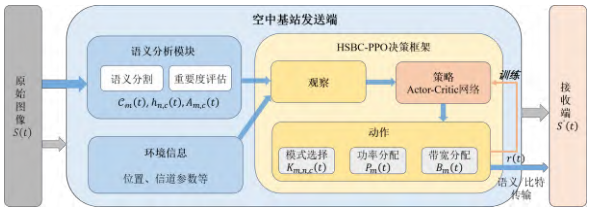

图 4 基于 HSBC-PPO 的空中基站混合传输决策框架

Fig.4 HSBC-PPO-Based hybrid transmission decision framework for Aerial Base Stations

2.3 PPO 算法训练

本文采用 PPO 算法进行混合语义-比特传输优化[34-35]。每个空中基站被建模为独立智能体，在每

个时间步t，智能体观测其局部状态s_t，并依据策略网络θ采样动作　$at \sim \pi_\theta(a_t|s_t)$，获取环境反馈奖励$r_t$，并转移至下一状态$s_{t+1}$。为避免单步更新步长过大导致的性能崩溃，PPO 算法引入截断代理目标函数以保障训练的平稳性：

$$L^{clip}(\theta)=\mathbb{E}_t\left[\min\left(r_t(\theta)\hat{A}_t, clip\left(r_t(\theta),1-\epsilon,1+\epsilon\right)\hat{A}_t\right)\right] (23)$$

式中：$\rho_t(\theta)$表示新旧策略的概率比，用于衡量策略更新前后的分布变化，定义为

$$\rho_t(\theta)=\frac{\pi_\theta(a_t|\ s_t)}{\pi_{\theta_{\text{old}}}(a_t|\ s_t)} (24)$$

同时，ϵ为截断超参数，强制将更新步长限制在$[1-\epsilon,1+\epsilon]$范围内。$\hat{A}_t$表示时间步t对应的优势函数估计值，反映当前动作相较于平均策略的优劣程度。为计算优势函数 $\hat{A}_t$，本文采用广义优势估计（generalized advantage estimation, GAE）方法。GAE 能够通过引入衰减因子，在估计的偏差与方差之间实现权衡，从而显著提升长序列延迟回报任务中的训练稳定性。优势函数定义为

$$A_t=\sum_{l=0}^{L-1}(\psi\lambda)^l\delta_{t+l} (25)$$

式中：$\lambda\in[0,1]$为 GAE 衰减参数，用于动态调节偏差与方差的权衡。ψ为折扣因子，用于控制未来奖励的重要程度。δ_t表示时序差分残差，定义为

$$\delta_t=r_t+\psi V_\varphi(s_{t+1})-V_\varphi(s_t) (26)$$

式中：V_φ表示由网络参数φ拟合的价值函数。为使价值网络能够准确逼近真实的期望价值，本文通过最小化如下均方误差损失函数对网络参数φ进行优化：

$$L^V(\varphi)=\mathbb{E}_t\left[\left(V_\varphi(s_t)-R_t\right)^2\right] (27)$$

式中：$\tilde{R}_t$为经验回报计算为折扣奖励之和：

$$R_t=\sum_{l=0}^{T-t-l}\psi^l r_{t+l}. (28)$$

此外，为激励智能体积极探索未知的状态-动作空间，防止策略网络过早陷入次优的确定性陷阱，在优化目标中进一步引入了策略熵正则项：

$$L^{\text{Entropy}}(\theta)=\mathbb{E}_t\left[Q(\pi_\theta(\cdot|\ s_t))\right] (29)$$

式中：$Q(\cdot)$为策略分布的熵值。该项能够促进策略多样性，这对于动态变化的应急环境尤为重要。综上所述，PPO 算法的总目标函数由策略代理项、价值损失项以及熵正则项共同构成，即

$$L^{Total}=L^{clip}(\theta)-\mu_1L^V(\varphi)+\mu_2L^{Entropy}(\theta) (30)$$

式中：μ_1和μ_2为权重系数，用于平衡价值项与熵项对总目标函数的贡献。在实际训练中，智能体利用交互收集的小批量经验样本，对策略参数θ执行随机梯度上升以最大化总目标，同时对价值参数φ执行梯度下降以最小化预测误差。

3 仿真验证

3.1 仿真参数设置

仿真场景设定在灾后的受损区域，由 3 个飞行高度为 30 m 的空中基站为 2~6 个地面移动用户提供应急图像传输服务。主要的仿真环境参数如表 1 所示。在 PPO 算法中，Actor 和 Critic 网络均使用 Adam 优化器进行更新，学习率设定为3×10^{-4}。折扣因子设定为 0.99，剪切参数为 0.2，并设定熵系数为 0.01 以鼓励探索。相关的算法超参数设置如表 2 所示。

表1 环境参数
Table 1 Environment Parameters

参数	值
发射功率P_{max}	[5, 30]W
可用带宽B_{max}	1 MHz
空中基站数量M	3
空中基站运行高度H	30m
路径损耗指数$\xi^{\mathrm{LoS}}/\xi^{\mathrm{NLoS}}$	3
用户数量N	[2, 6]
测量噪声n_0	1×10^{-15} W/Hz
最小识别率τ_1	0.2
最大识别率τ_2	0.94
增长率ϖ_1	1.05
偏移量ϖ_2	-1.75
识别成功率阈值ν	0.25

表2 算法参数
Table 2 Algorithm Parameters

参数	值
Actor 学习率	3×10^{-4}
Critic 学习率	3×10^{-4}
隐藏层宽度	512
折扣因子ψ	0.99
剪切参数ϵ	0.2
熵系数	0.01
价值损失系数	0.5
最大回合长度T	100 steps
总训练步数	800,000 steps
模型保存频率	20,000 steps

为了验证所提算法的性能，本文选取了机会式语义-比特调度方案（opportunistic semantic and bit communication，OSBC)[25]、纯语义通信方案（only semantic communication，Only SemCom）[36]和纯比特通信方案（only bit communication，Only BitCom）[37]作为基准方法进行对比：

1）OSBC：该方法根据信道条件动态调整通信模式与传输功率，以降低系统通信资源消耗并提升通信效率。与本文的细粒度分块不同，OSBC 对同一用户仅采用一种通信范式，属于粗粒度的模式切换。

2）Only SemCom：该方法是一种针对语义通信设计的资源分配与编码决策控制算法，该方法结合深度确定性策略梯度算法（deep deterministic policy gradient，DDPG）与深度 Q 网络算法（deep Q-network，DQN）算法处理混合离散-连续动作空间，实现对传输功率、信道带宽及语义符号数的联合优化。

3）Only BitCom：该方法传输原始图像信息，其中，源编码器与信道编码器分别采用联合图像专家组（joint photographic experts group，JPEG）和低密度奇偶校验码 (low-density parity-check，LDPC) 。在本文实验中，该基准方法同样利用 PPO 算法进行通信资源分配。

3.2 收敛性分析

为验证本文所提 HSBC-PPO 算法在应急通信场景下的收敛性能与快速决策能力，本文采用离线

训练与在线推理相结合的两阶段运行机制。在高时变应急通信环境中，系统状态变化较快，且传输模式选择与功率、带宽分配之间存在较强耦合，从而增加了策略学习与稳定收敛的难度。在离线训练阶段，本文首先分析了不同学习率下系统累计奖励随训练步数的变化情况，如图 5 所示。当学习率过大（1 示10^{-3}）时，累计奖励在训练初期虽能快速提升，但随后出现较为明显的震荡，难以保持稳定收敛；当学习率过小（1 时10^{-4}）时，策略更新较为保守，累计奖励提升缓慢，在有限训练步数内难以达到较优水平。相比之下，当学习率设置为3×10^{-4}时，累计奖励能够较快提升，并在约 400 个训练步后基本趋于稳定，对应收敛时间约为 32 min，此后仅保持小幅波动，表明所提算法具有较好的收敛速度和训练稳定性。因此，后续仿真实验均采用3×10^{-4}作为默认学习率。为保证策略得到充分训练，前 800 步均为 PPO 策略的离线训练阶段，训练总时长约为 56min。完成离线训练后固定 PPO 网络参数，并将其应用于应急通信环境进行在线推理。在后续 200 个决策步中，平均单次决策时间约为 0.65ms，且算法性能整体保持在较高且稳定的水平。上述结果表明，所提方法能够在完成离线训练后以较低的时间开销进行在线决策，为高时变应急通信场景下的快速资源分配与业务保障提供支持。

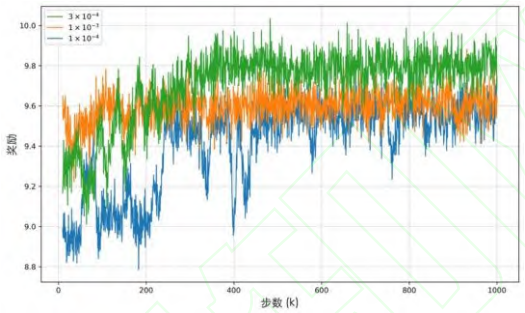

图 5 不同学习率下算法收敛性能对比
Fig.5 Convergence performance under different learning rates

3.3 性能评估

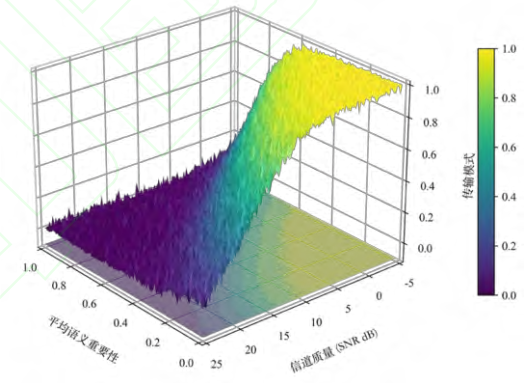

图 6 信道条件和图像语义重要度对传输策略的影响
Fig.6 Impact of Channel Conditions and Image Semantic Importance on Transmission Strategy

为刻画 HSBC-PPO 算法的决策机制，图 6 展示了在不同信噪比和平均语义重要度条件下，算法选择语义通信的比例变化情况。其中，比例为 1.0 表示所有图像分块均采用语义通信，相反，比例为 0.0 表示所有图像分块均采用比特通信。可以看出，在低信噪比区域内，传输策略表现出明显向语义通信收敛的趋势，且这一现象几乎不受内容重要性的影响。其根本原因在于低信噪比条件下，香农容量严重受限，比特通信的海量数据会引发极高的时延惩罚；相比之下，语义通信通过传输紧凑的语义特征向量，可有效缓解时延压力，保障了恶劣信道下信息的及时送达。

随着信噪比的逐步提升，HSBC-PPO 算法的传输模式决策表现出对图像语义重要度的敏感性。在图像整体语义重要度较低的条件下，即便信道条件好，HSBC-PPO 算法仍倾向于维持语义流在总传输

数据量中的较高占比，从而最大化整体通信效率；相反，当图像包含密集的高重要度区域时，HSBC-PPO 算法会逐步引入比特通信，以确保关键特征的高保真重构。值得注意的是，即便在高信噪比条件下，HSBC-PPO 算法也并未发生向纯比特模式的硬切换，而是严格执行混合传输策略，仅针对高语义价值区域分配比特流，而对其余区域继续沿用语义通信。这表明本文设计的传输策略能够在复杂的物理信道动态下，实现信息保真度与传输效率之间的细粒度动态权衡。

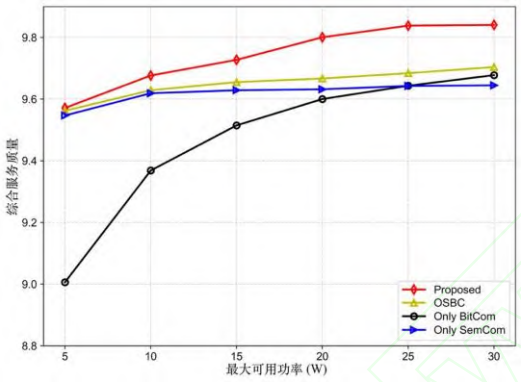

图 7 不同最大可用功率下综合性能对比
Fig.7 Comparison of overall performance under different maximum available power

图 7 展示了不同传输策略下平均奖励随空中基站最大可用功率的变化。随着功率增加，系统信噪比提升且传输时延逐渐降低，促使所有方法的综合服务质量均呈现上升趋势，但受带宽约束影响，增长幅度逐渐减小。对比不同方法，HSBC-PPO 算法在全功率范围内始终保持最优，尤其在大于 20 W 的高功率区间，显著优于其他基线方法。相比之下，Only BitCom 方法因其大量传输冗余数据导致传输效率低，时延大，从而综合性能最差。而 Only SemCom 方法虽在低信噪比下具备抗干扰优势，但受限于语义保真度的上限，在高功率条件下性能趋于饱和。OSBC 方法仅进行单一模式切换，难以充分利用图像分块重要度差异以及语义通信与比特通信的互补优势，因此性能次优。上述结果表明，HSBC-PPO 算法能够根据信道条件与功率约束动态优化传输模式和资源分配，在有效信息量传输与传输时延之间实现更优平衡，从而获得最佳的综合服务质量。

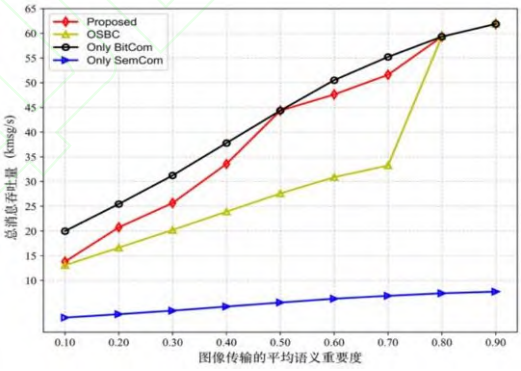

图 8 不同语义重要度下总有效消息吞吐量对比
Fig.8 Comparison of total message throughput under different semantic importance

图 8 展示了总有效信息吞吐量随图像传输平均语义重要度变化的结果。其中，横坐标表示图像内容中高价值语义信息的平均占比，其数值越大说明图像中关键语义区域越多，系统对信息保真度的要求越高。从图中可知，由于 Only BitCom 方法采用传统比特传输，不引入语义压缩损失，因而能够较完整地保留原始图像信息，在有效信息吞吐量方面始终保持较优表现，并定义了系统的吞吐量性能上界。相比之下，Only SemCom 方法依赖语义特征提取与压缩，其固有的信息有损特性限制了可恢复信息总量，因此有效信息吞吐量明显低于其他方法。OSBC 方法虽然能够在两种传输模式间进行切换选

择，但难以刻画图像内部不同区域的语义差异，导致其调度策略的灵活性仍然受限。相比之下，HSBC-PPO 算法将决策粒度细化到图像分块级，这种精细化的调度机制使得其能够更精准地保留高价值语义信息，因此随着语义重要度不断升高，HSBC-PPO 算法的有效信息吞吐量表现显著优于 OSBC，并最终逼近无损传输的性能极限。

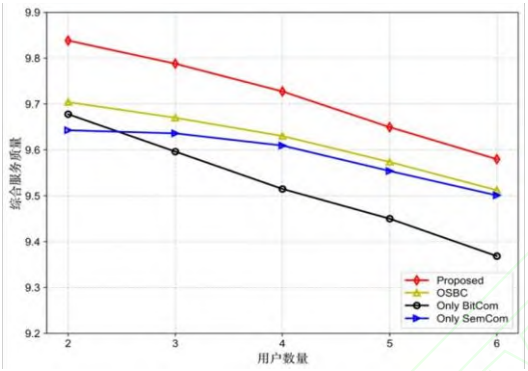

图 9 不同用户数量下系统性能对比
Fig.9 Comparison of system performance under different numbers of users

图 9 展示了综合服务质量随用户数量变化的趋势。随着用户数量增加，有限的频谱与功率资源需要在更多用户之间进行分配，使得单个用户可获得的通信资源逐渐减少，进而降低其可用带宽与传输性能。因此，各方法的综合服务质量均随用户数量增加而呈现下降趋势。在单一通信模式中，Only BitCom 方法的下降曲线最为陡峭，表明比特通信对资源竞争最为敏感，在多用户环境下极易因延迟急剧增加而导致性能大幅衰退；相比之下，Only SemCom 方法展现出更平缓的下降趋势，尤其在用户数量进一步增加时这一优势更加明显，说明语义通信在资源受限条件下具有更高的传输效率。作为对比，OSBC 方法由于引入了通信模式切换机制，其性能优于单一通信模式。而 HSBC-PPO 算法在全区间内始终保持最优的综合服务质量，证明了在多用户竞争的场景中，HSBC-PPO 算法通过对图像区域进行细粒度划分，并结合高效的资源分配机制，能够有效缓解系统拥塞，在保障信息传输质量的同时尽可能降低性能退化，体现出更优的鲁棒性和可扩展性。

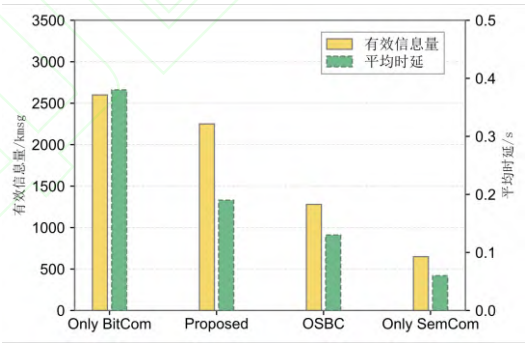

图 10 不同传输策略下有效信息量与平均时延对比
Fig.10 Comparison of effective information and average delay under different transmission strategies

图 10 从有效信息量与平均传输时延指标两个维度对各方法进行综合评估。Only BitCom 方法凭借无损传输获得了最高的有效信息量收益，但面临最大时延代价，其平均时延为 0.37 s；而 Only SemCom 方法虽然将时延降至最低，却因语义提取的有损特性严重牺牲了信息传输总量，仅为 650 kmsg。相比于仅能进行图像级粗粒度折中的 OSBC 方法，HSBC-PPO 算法通过面向图像区域的细粒度语义划分，并结合传输模式选择、功率与带宽分配的联合优化，实现了更灵活的资源调度。值得注意的是，由于该方法更倾向于对图像中的高价值区域采用比特通信进行高保真恢复，因此会引入一定的额外传输时延。实验结果表明，HSBC-PPO 算法传输的有效信息量高达 2250 kmsg，较 Only

SemCom 方法提升约 2.5 倍，同时其平均时延降至 0.19 s，较 Only BitCom 方法缩减约 48.6%。这种在高信息传输量与低时延间取得的最佳折中特性，使其特别适用于应急通信等对信息质量与实时性均有严苛要求的复杂应用场景。

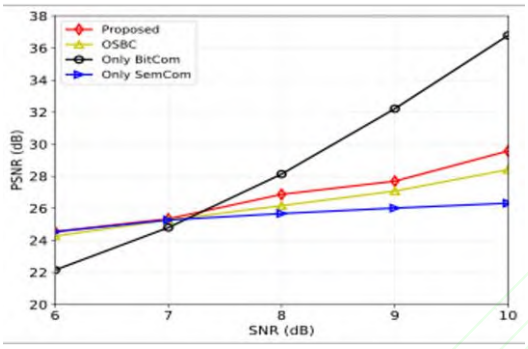

图 11 不同传输方案在不同 SNR 下的 PSNR 性能对比
Fig.11 PSNR Performance Comparison of Different Transmission Schemes under Different SNRs

图 11 展示了不同传输方案在不同信噪比下的 PSNR 性能。随着 SNR 提高，各方案的图像重构质量均有所改善，但变化趋势存在明显差异。纯语义通信方案在较低 SNR 下具有较强鲁棒性，但受语义压缩和重构能力限制，PSNR 提升逐渐趋缓。纯比特通信方案在低 SNR 下受误码影响较大，重构质量较差，而随着信道条件改善，更多原始细节能够被可靠传输，其 PSNR 快速提升。相比仅进行图像级传输方式切换的 OSBC 方案，本文所提 HSBC-PPO 方案联合考虑图像分块的语义重要性与信道状态，自适应选择各分块的语义或比特传输方式：在低 SNR 下，更多分块采用鲁棒性较强的语义通信；随着信道条件改善，语义重要度较高的关键分块优先采用比特通信传输更多高保真细节，而重要度较低的分块仍采用语义通信以降低传输开销。因此，HSBC-PPO 能够提高接收端可用于图像重构的有效信息量，从而获得更高的整体 PSNR，并提升关键区域的重构质量。

4 结论

1）在传输机制方面，本文依据图像内容的重要性对图像进行细粒度划分，使同一幅图像中的不同区域能够根据信息优先级和传输需求自适应选择更合适的通信方式。

2）在求解方法方面，本文采用基于近端策略优化的深度强化学习算法，使各空中基站能在动态环境中自主学习，针对图像不同分块实现功率、带宽与传输模式的联合调度。通过优化加权有效吞吐量与传输时延，在有限资源下实现了传输质量与效率的最优折中。

3）仿真结果表明，HSBC-PPO 方法有效突破了单一通信模式的瓶颈。相较于比特通信，其平均传输时延减少约 48.6%；相较于语义通信，其传输的有效信息量提升约 2.5 倍，图像传输平均峰值信噪比（PSNR）提升约 3.3dB。以上显著的性能增益充分验证了所提算法在资源受限的应急图像传输场景下的卓越优势。

参考文献（References）

[1] Kram T,Awais M,Naqvi R,et al.Multicriteria UAV base stations placement for disaster management[J].IEEE Systems Journal,2020,14(3):3475-3482.
[2] Khan A,Gupta S,Gupta S K.Emerging UAV technology for disaster detection, mitigation, response, and preparedness[J].Journal of Field Robotics, 2022, 39(6): 905-955.
[3] Wei Z,Liu Z,Xu Q,et al.Emergency rescue system for chemical industrial parks based on iot[C]//2024 4th International Conference on Machine Learning and Intelligent Systems Engineering (MLISE). IEEE,2024:408-411.
[4] Cai Y,Wei Z,Li R,et al.Joint trajectory and resource allocation design for energy-efficient secure UAV communication systems[J].IEEE Transactions on Communications,2020,68(7):4536-4553.
[5] Masaracchia A,Li Y,Nguyen K K,et al.UAV-enabled ultra-reliable low-latency communications for 6G:A comprehensive survey[J].IEEE access,2021, 9:137338-137352.
[6] Lashari H,Ali H M,Laghari A.Uav communication networks issues: A review[J].Arch. Comput. Methods Eng,2020,3.
[7] 卢毛毛，刘春辉，董赞亮．面向区域覆盖的多无人机动态通信资源分配方法[J]．北京航空航天大学学报，2024，50（09）：2939-2950.

LU M M,LIU C H,DONG Z L.Dynamic communication resource allocation for multi-UAV area coverage[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2024,50(9):2939-2950(in Chinese).

[8] 雷耀麟，丁文锐，罗祎喆，等．无人机数据采集任务中的航迹规划与资源分配优化[J]．北京航空航天大学学报，2025，51（10）：3460-3470．
LEI Y L,DING W R,LUO Y Z,et al.Trajectory planning and resource allocation optimization in UAV data collection missions[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2025,51(10):3460-3470(in Chinese).

[9] Wang X,Feng L,Wang J,et al.Graph diffusion-based AeBS deployment and resource allocation for RSMA-enabled URLLC low-altitude economy networks[J].arXiv preprint arXiv:2507.04081,2025.

[10] Sharif S,Khandaker F,Ejaz W.Semantic communication: Implication for resource optimization in 6g networks[C]//2024 IEEE International Conference on Advanced Telecommunication and Networking Technologies (ATNT). IEEE,2024,1: 1-4.

[11] Xie H,Qin Z,Li G Y,et al.Deep learning enabled semantic communication systems[J].IEEE transactions on signal processing,2021,69: 2663-2675.

[12] Peng X,Qin Z,Tao X,et al.A robust semantic communication system for image transmission[C]//GLOBECOM 2024-2024 IEEE Global Communications Conference.IEEE,2024:2154-2159.

[13] Weng Z,Qin Z.Semantic communication systems for speech transmission[J].IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2021,39(8):2434-2444.

[14] Wu H,Shao Y,Bian C,et al.Deep joint source-channel coding for adaptive image transmission over MIMO channels[J].IEEE Transactions on Wireless Communications,2024,23(10):15002-15017.

[15] 彭艺，孙畅，杨青青，等．基于 Swin Transformer 的模分语义图像传输[J]．北京航空航天大学学报．doi：10．13700/j．bh．1001-5965．2024．0542．
PENG Y,SUN C,YANG Q Q,et al.Swin Transformer-Based Semantic Image Transmission with Model Division Multiplexing[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics.doi:10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0542(in Chinese).

[16] Fan S,Liang H,Dong C,et al.A specific task-oriented semantic image communication system for substation patrol inspection[J].IEEE Transactions on Power Delivery,2023,39(2):835-844.

[17] Liu G,Du H,Niyato D,et al.Semantic communications for artificial intelligence generated content (AIGC) toward effective content creation[J].IEEE Network,2024,38(5):295-303.

[18] Wang X,Du H,Niyato D,et al.Generative AI enabled matching for 6G multiple access[J].IEEE Wireless Communications,2025.

[19] Wang X,Du H,Feng L,et al.Energy-efficient RSMA-enabled low-altitude MEC optimization via generative AI-enhanced deep reinforcement learning[J].IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking,2025,12:3005-3020.

[20] Liang C,Du H,Sun Y,et al.Generative AI-driven semantic communication networks: Architecture, technologies, and applications[J].IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking,2024,11(1):27-47.

[21] Chen W,Xu W,Chen H,et al.Semantic communication based on large language model for underwater image transmission[J].IEEE Transactions on Mobile Computing,2025.

[22] Zhao Y,Yue Y,Hou S,et al.LaMoSC: Large language model-driven semantic communication system for visual transmission[J].IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking,2024, 10(6):2005-2018.

[23] Evgenidis N G,Mitsiou N A,Tegos S A,et al.Hybrid semantic-Shannon communications[J].IEEE Transactions on Wireless Communications,2024, 23(9):10926-10940.

[24] Mu X,Liu Y.Exploiting semantic communication for non-orthogonal multiple access[J].IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2023,41(8):2563-2576.

[25] Ji Y,Dong B,Cao B.Toward opportunistic semantic and bit communications: A NOMA enabled approach[C]//2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC).IEEE,2024:657-662.

[26] JAIN J, LI J, CHIU M, et al. OneFormer: One transformer to rule universal image segmentation[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2023: 2989-2998.

[27] Jiang L,Guo Y,Zhang W,et al.Hierarchical semantic transmission and Lyapunov-optimized online scheduling for the Internet of Vehicles[J].Sensors,2026,26:2606.

[28] Guo C,Xi J,He Z,et al.A knowledge base driven task-oriented image semantic communication scheme[J].Remote Sensing,2024,16:4044.

[29] Xia L,Sun Y,Liang C,et al.Generative AI for semantic communication: Architecture, challenges, and outlook[J].IEEE Wireless Communications,2025,32(1): 132-140.

[30] 陆俊，许祥宇，孙仕泽，等．基于共性信息聚类自复用的模分语义图像传输[J]．北京航空航天大学学报．doi：10．13700/j．bh．1001-5965．2025．0694．
LU J,XU X Y,SUN S Z,et al.Model Division Semantic Image Transmission based on sharing Information Clustering Self-reuse[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics.doi:10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0694(in Chinese).

[31] Wang C,Li Y,Gao F,et al.Adaptive semantic-bit communication for extended reality interactions[J].IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,2023,17(5):1080-1092.

[32] Zhang M,Zhong R,Mu X,et al.Machine learning enabled heterogeneous semantic and bit communication[J].IEEE Transactions on Wireless Communications,2024, 23(10): 1294 9-12963.

[33] Yan L,Qin Z,Zhang R,et al.Resource allocation for text semantic communications[J].IEEE Wireless Communications Letters,2022, 11(7):1394-1398.

[34] Wang X,Feng L,Wang J,et al.Energy-aware trajectory and resource management for NOMA-enabled MEC in UAV-based airborne maneuvering networks: A PPO-driven approach[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2026: 104072.

[35] 王忠言，王铮，仇理宽，等．基于 HGNN-PPO 的空中无人集群敏捷低复杂度任务调度算法[J]．北京航空航天大学学报．doi：10．13700/j．bh．1001-5965．2026．0123．
WANG Z Y,WANG Z,QIU L K,et al.Agile and Low-Complexity Task Scheduling Algorithm for Aerial Unmanned Swarms Based on HGNN-PPO[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics.doi:10.13700/j.bh.1001-5965.2026.0123(in Chinese).

[36] Hu H,Zhu X,Zhou F,et al.Semantic-oriented resource allocation for multi-modal UAV semantic communication networks[C]//GLOBECOM 2023-2023 IEEE Global Communications Conference.IEEE,2023:7213-7218.

[37] Mu X,Liu Y,Guo L,et al.Heterogeneous semantic and bit communications: A semi-NOMA scheme[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2022,41(1):155-169.