引用格式：刘静, 贺立, 田锦, 等. 联邦学习驱动的低空通感节点自适应切换 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(4): 530-540.
Liu Jing, He Li, Tian Jin, et al. Federated learning-driven adaptive switching of low-altitude ISAC nodes[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(4): 530-540. (in Chinese)

联邦学习驱动的低空通感节点自适应切换

刘 静[1]，贺 立[1]，田 锦[2*]，沈宏晔[1]，陈雨沁[1]，王 浩[1]

（1. 金陵科技学院网络与通信工程学院，南京 211169；2. 电子科技大学宜宾研究院，宜宾 644005）

摘要：为应对复杂电磁环境下的感知连续性及高精度挑战，并充分利用现有通信基础设施，提出一种联邦学习驱动的低空通感一体化网络感知节点自适应切换机制。首先，采用层级化的混频基站部署与基于收发分离的多发单收感知网络架构，构建协同感知网络模型；其次，针对高空目标空域位置的强动态特性，利用长短期记忆网络预测其运动轨迹；进而引入联邦学习框架，在分布式节点间协同训练一个全局的“节点调度决策模型”，并以环境状态与目标预测信息为输入，实时输出最优的收发节点组合策略；最后，依托动态选举的中央节点，实现感知节点的快速自适应切换，动态匹配业务需求并持续跟踪目标。仿真结果表明，在高速机动目标全程跟踪过程中，该算法在感知覆盖率与资源利用效率等方面均优于传统感知方案，验证了该方法的有效性与优越性。

关键词：低空通感一体化网络；联邦学习；收发分离；感知节点切换
中图分类号：TN929.5 **文献标志码：**A DOI: 10.12178/1001-0548.2025206

Federated learning-driven adaptive switching of low-altitude ISAC nodes

LIU Jing[1], HE Li[1], TIAN Jin[2*], SHEN Hongye[1], CHEN Yuqin[1], and WANG Hao[1]

(1. School of Network and Communication Engineering, Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China;
2. Yibin Research Institute, University of Electronic Science and Technology of China, Yibin 644005, China)

Abstract: With the continuous evolution of integrated sensing and communications (ISAC) technology and the rapid development of the low-altitude economy, there is an increasingly urgent demand for continuous and accurate sensing of highly maneuverable targets in low-altitude heterogeneous networks. To address the challenges of sensing continuity and high precision in complex electromagnetic environments, this paper proposes a federated learning-driven adaptive handover mechanism for sensing nodes in low-altitude ISAC networks by leveraging existing communication infrastructure. First, a hierarchical hybrid-frequency base station deployment and a multi-transmit single-receive sensing architecture based on separate transmission and reception are employed to construct the foundation for cooperative sensing. Second, in view of the highly dynamic spatial trajectories of aerial targets, a long short-term memory network is utilized to predict target motion. Furthermore, a federated learning framework is introduced to collaboratively train a global “node scheduling decision model” among distributed nodes. This model takes environmental states and target prediction information as input and outputs an optimal transceiver node combination strategy in real time. Finally, through a dynamically elected central node, rapid adaptive handover of sensing nodes is achieved, dynamically aligning with service requirements and enabling persistent target tracking. Simulation results demonstrate that, during full-course tracking of high-speed maneuvering targets, the proposed algorithm significantly outperforms conventional sensing schemes in terms of perception coverage rate and resource utilization efficiency, verifying the effectiveness and superiority of the proposed approach.

Key words: low-altitude integrated sensing and communications network; federated learning; separate

收稿日期：2025−10−15
基金项目：南京市重大科技专项（202309010）；金陵科技学院高层次人才科研启动项目（jit-b-201632）；国家级大学生创新创业训练计划项目（202513573036X）
作者简介：刘静，博士，副教授，主要从事目标识别、通信感知一体化等方面的研究。
*通信作者 E-mail: jim.tian@jit.edu.cn

transmission and reception; sensing node switching

近年来，低空经济在物流配送、城市巡检、应急救援等领域的蓬勃发展，对感知能力的连续和可靠性提出了更高需求。通感一体化技术[1-2]的演进，为低空经济产业的可持续发展提供了关键支撑。然而，低空环境具有高动态性、异构性与强实时性等特征，使得现有感知网络在应对高机动目标时面临三大核心挑战：复杂电磁环境下的感知覆盖盲区与资源分配失衡、超视距场景下切换机制的效率瓶颈，以及分布式节点间的跨域协同壁垒。

首先，复杂电磁环境下感知覆盖与资源分配问题尤为突出。低空场景中建筑群遮挡、多径效应与突发流量交织，易导致传统固定节点感知策略频繁出现覆盖盲区；同时，感知与通信任务间的资源分配失衡也会加剧感知中断风险。现有研究主要从两方面应对：1）通过任务协作量化实现资源精细分配，以克服系统优化与任务需求脱节的问题[3-5]；2）借助可重构智能表面辅助通感协同，在抑制覆盖盲区的同时优化系统能效与数据采集率[6-8]。

其次，超视距场景下的切换机制面临效率瓶颈。现行切换机制多依赖全量数据传输，难以满足实时性要求，且信令开销高昂。文献 [9-10] 提出集中式或分层式的架构以优化全局决策效率；文献 [11-12] 将单个载体作为感知节点构建协同网络，借助任务卸载算法在提升感知性能的同时实现数据共享。

此外，分布式节点间存在跨域协同壁垒。由于节点分属不同管理域，数据孤岛阻碍了感知信息的跨域流动，切换决策难以全局最优。当前研究已围绕该问题展开了探索，文献 [13] 采用“A 发 B 收”架构，文献 [14-15] 构建了多节点多设备协同感知系统。而文献 [16] 则致力于解决多节点感知产生的数据相关性问题。

尽管现有研究已取得一定进展，但这些方案多聚焦单一维度，未能将分布式协同学习与实时动态调度深度融合。具体而言，缺乏一个能够打破数据壁垒、并随任务需求动态调整决策的“协同中枢”，从而导致节点间协同效率低下，感知连续性受限。为此，本文提出一种联邦学习（federated learning, FL）驱动的低空通感一体化网络感知节点自适应切换机制。其核心思路是构建一个以联邦学习为优化引擎的“预测-决策-学习-执行”闭环系统。系统首先通过长短期记忆网络（long short-term memory, LSTM）预测目标轨迹；随后，由动态选举的中央节点依据联邦学习协同训练得到的全局调度决策模型，实时输出最优的“多发单收”节点组合；最后，每轮感知结束后，各节点利用本地经验更新模型权重，并通过联邦平均算法聚合，实现调度策略的持续进化。为应对高空感知挑战，系统引入可升空无人机作为中继节点，构建空地协同的立体感知网络。

值得注意的是，为应对高空目标感知挑战，本系统引入可升空无人机作为辅助发射节点：当高空感知精度不足时，无人机可升空辅助感知，构建空地协同的立体感知网络。

1　基于收发分离的多基站协同感知网络架构

1.1　多基站协同感知网络架构

感知网络采用“宏微协同、高低频互补、空地基结合”的层级化部署策略。其中，低频宏基站负责承担广域基础覆盖；中频微基站依托蜂窝网格拓扑密集布设，以进一步拓宽覆盖边界；毫米波节点则以非均匀点状布局，针对性部署于感知热点区域，旨在提供厘米级高精度感知能力。

针对高空目标感知难题，中频微基站可配备无人机作为可升空中继单元。当探测高空目标时，无人机垂直升空，突破基站高度限制，构建空、地、基一体化的立体协同感知体系。多基站协同感知网络的整体架构如图 1 所示。图中红色阴影标识了感知热点区域——此类区域多为高动态目标密集区或复杂电磁环境区，在此类场景中，系统按需定向布设毫米波感知节点。针对广域覆盖场景，采用中频微基站密集组网的形式，依托节点的错落排布，实现感知覆盖的高效延展。为简化示意图，图中未绘出所有中继节点。

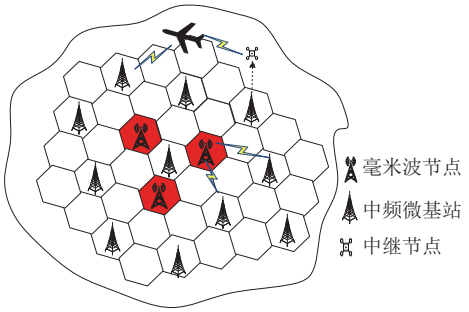


图 1　多基站协同感知网络架构示意图

1.2 基于收发分离的协同感知

收发分离架构是实现灵活协同的物理基础。在此架构下，根据目标特性与业务需求，动态选择一组节点作为发射源发射感知信号，并指定另一个节点接收回波信号。该方式可充分发挥不同节点的优势：如利用毫米波节点的高精度、无人机的动态升空能力以及微基站的密集覆盖特性。在热点区域，可采用“多发单收”模式，即由多节点发射、单个节点接收，以合成更优波束，消除感知盲区，从而提升感知连续性与成像精度。该架构仅需半双工链路即可实现，硬件复杂度低，且能有效消除自干扰。

2 联邦学习驱动的自适应感知节点切换算法

系统核心框架构建了以联邦学习为核心优化引擎的自适应感知节点切换算法，如图 2 所示。该算法首先预测目标轨迹，并据此动态选举中央节点；中央节点基于联邦学习优化调度决策模型，筛选出最优收发节点组合；最后通过执行感知任务，系统收集本地经验，并借助联邦学习框架更新调度模型，实现策略持续进化。当目标移动范围超出预设阈值时，立即触发新一轮切换。

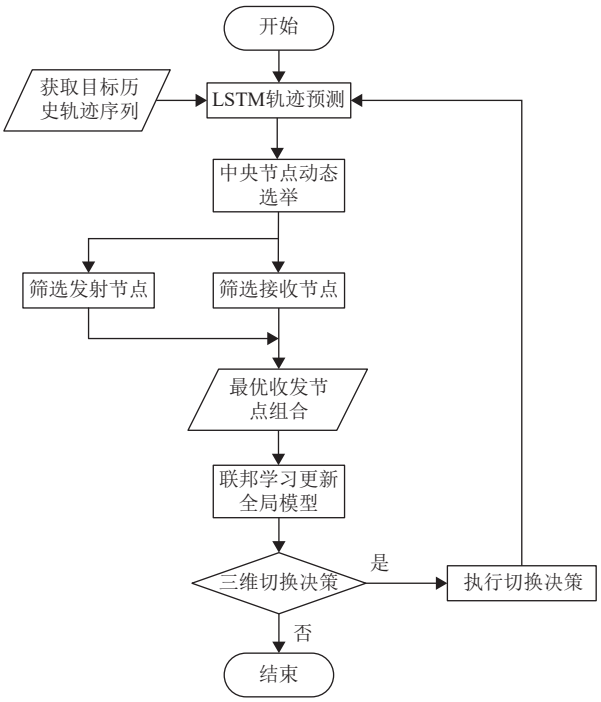


图 2 自适应感知节点切换算法框架图

本算法的核心在于，FL 在分布式节点间协同训练一个全局的“节点调度决策模型”，该模型以环境状态与目标预测信息为输入，输出最优的收发节点组合策略。此举旨在原始数据不集中的前提下，融合各节点本地经验，持续优化全局调度策略，从而实现对高机动目标持续稳健跟踪。

2.1 基于 LSTM 的目标轨迹预测与三维不确定性建模

低空目标运动具有强机动性与不确定性，准确的轨迹预测是提前调度节点资源的前提。传统滤波方法难以有效捕捉复杂运动模式。因此本文采用 LSTM 对目标历史轨迹进行建模，并构建三维置信区域量化预测不确定性，为后续节点选择提供空间概率依据。

针对三维高机动目标的 LSTM 模型结构设计如下。

1）输入输出设计：网络输入为过去 L_h 个连续时刻的目标三维位置序列 $\{\boldsymbol{p}_{t-L_h+1},\cdots,\boldsymbol{p}_t\}$，其中 $\boldsymbol{p}_t=(x_t,y_t,z_t)$ 是目标在 t 时刻的实际观测坐标。输出为未来 T_p 时刻的预测位置 $\widehat{\boldsymbol{p}}_{t+T_p}=(\widehat{x},\widehat{y},\widehat{z})$。这种从序列到向量的映射方式专用于捕捉三维空间中的机动模式。

2）网络架构：采用堆叠式 LSTM 结构，包含两个隐藏层。第 1 层 LSTM 单元数为 128，第 2 层 LSTM 单元数为 64。

3）激活函数与时序处理：LSTM 单元内部使用 tanh 和 sigmoid 激活函数，输出层为线性层。输入为过去 1.0 s 的历史轨迹数据（假设采样率为 10 Hz）。预测步长 $T_p=0.1$ s，与系统控制周期匹配。

4）训练策略：使用均方误差作为损失函数，采用 Adam 优化器，初始学习率为 0.001。批量大小 64，训练轮数 200。训练数据来源于典型低空无人机轨迹数据集。

轨迹预测模型的数学表达式如下：

$$\widehat{\boldsymbol{p}}_{t+T_p}=(\widehat{x},\widehat{y},\widehat{z})=\mathrm{LSTM}_{\Phi}(\boldsymbol{p}_t,\boldsymbol{p}_{t-1},\cdots,\boldsymbol{p}_{t-L_h+1}) \tag{1}$$

式中，$\widehat{\boldsymbol{p}}_{t+T_p}$ 为目标在未来 T_p 时刻的预测三维坐标（单位：m）；Φ 为 LSTM 网络的预训练参数集；L_h 为历史时间窗口长度；T_p 为预测步长。

三维预测置信区域建模为:

$$\mathcal{R}_{\mathrm{pred}}=\left\{(x,y,z)\,\middle|\,\frac{(x-\widehat{x})^2}{a^2}+\frac{(y-\widehat{y})^2}{b^2}+\frac{(z-\widehat{z})^2}{c^2}\leqslant 1\right\} \tag{2}$$

式中，$a=3\sigma_{xy}$，$b=3\sigma_{xy}$，$c=3\rho\sigma_z$。σ_{xy}、σ_z 为目标在水平面和垂直方向的预测误差标准差（通过历史预测误差统计得到）；ρ（$\rho>1$）为高度缩放因子，用于根据先验知识扩大垂直方向的置信区间，

以应对低空目标在垂直方向上可能存在的突发机动或大气扰动带来的额外不确定性。通过对典型无人机轨迹数据集分析，ρ取值在 1.5～2.5。仿真中，设定σ_{xy}=5.0 m，σ_z=2.5 m，$\rho=2.0$，该取值使置信椭球在高度方向上的容差范围扩大一倍。该区域定义为3σ置信椭球，以高概率覆盖目标的可能位置。

2.2　基于多维效能评估的动态中央节点选举机制

为避免集中式调度单点故障和扩展性局限，以及完全分布式调度的全局协调困难，本文提出根据目标预测位置，从网络中动态选举一个综合性能最优的节点作为中央节点，该节点负责其所在局部区域内的协同调度。选举标准需综合考虑节点的通信能力与计算效能。

节点覆盖能力模型为：

$$R_i^{\mathrm{eff}}=\kappa_i\sqrt{P_i^{\mathrm{tx}}}f(\mathrm{type}_i)\quad\forall i\in\mathcal{N} \tag{3}$$

式中，R_i^{eff}为节点i的有效感知半径（单位：m）；κ_i为与环境传播特性相关的衰减系数；P_i^{tx}为节点发射功率（单位：W）；$f(\mathrm{type}_i)$为节点类型校正因子（宏基站：1.2，微基站：1.0，毫米波节点：0.8，无人机：0.9）；$\mathcal{N}=\mathcal{N}_{\mathrm{M}}\cup\mathcal{N}_{\mathrm{U}}\cup\mathcal{N}_{\mathrm{m}}$为节点全集，包括微基站$\mathcal{N}_{\mathrm{M}}$、无人机$\mathcal{N}_{\mathrm{U}}$、毫米波节点$\mathcal{N}_{\mathrm{m}}$。

中央节点选举函数：

$$i_{\mathrm{CN}}^{*}=\arg\max_{i\in\mathcal{N}_{\mathrm{M}}}\left[\frac{P_i^{\mathrm{tx}}G_i^{\mathrm{tx}}}{\sigma_n^2}\frac{C_i^{\mathrm{comp}}}{\tau_i^{\mathrm{latency}}}\right] \tag{4}$$

式中，i_{CN}^{*}为当选中央节点索引；G_i^{tx}为发射节点i的天线增益；σ_n^2为噪声功率（单位：W）；C_i^{comp}为计算能力（单位：TOPS（tera operations per second））；$\tau_i^{\mathrm{latency}}$为网络响应时延（单位：ms）。选举仅在中频微基站集合$\mathcal{N}_{\mathrm{M}}$中进行，因其具备稳定的供电与回程链路。

2.3　多约束协同调度函数构建

中央节点的核心任务是求解最优的“多发单收”节点组合，这是一个多目标优化问题，因此根据此思路构建调度函数。

采用主动感知模式，发射节点发射感知信号，经目标反射后，由接收节点接收，设目标雷达散射截面积为σ_{RCS}，各发射信号采用正交编码以忽略互干扰，接收信号功率计算基于双程雷达方程，考虑自由空间路径损耗。

单个发射节点k到接收节点j的接收功率为：

$$P_{\mathrm{r},j}^{(k)}=\frac{P_k^{\mathrm{tx}}G_k^{\mathrm{tx}}G_j^{\mathrm{rx}}\lambda_k^2\sigma_{\mathrm{RCS}}}{(4\pi)^3d_{k\to t}^2d_{t\to j}^2} \tag{5}$$

式中，P_k^{tx}为发射节点k的功率；G_k^{tx}为发射天线增益；G_j^{rx}为接收天线增益；$d_{k\to t}=\left|\widehat{\boldsymbol{p}}_k-\widehat{\boldsymbol{p}}\right|$为发射节点$k$到目标的距离；$d_{t\to j}=\left|\widehat{\boldsymbol{p}}-\widehat{\boldsymbol{p}}_j\right|$为目标到接收节点$j$的距离；$\widehat{\boldsymbol{p}}$为预测时刻的目标位置。

多个发射节点信号在接收节点j处叠加，总接收功率为：

$$P_{\mathrm{r},j}^{\mathrm{total}}=\sum_{k\in\mathcal{T}}P_{\mathrm{r},j}^{(k)} \tag{6}$$

接收节点j的信噪比为：

$$\mathrm{SNR}_j=\frac{P_{\mathrm{r},j}^{\mathrm{total}}}{\sigma_n^2+I_{\mathrm{clutter}}} \tag{7}$$

式中，σ_n^2为噪声功率；I_{clutter}为杂波干扰功率。

发射节点候选集筛选（硬约束）为：

$$\mathcal{T}_{\mathrm{cand}}=\{k\in\mathcal{N}\mid\mathcal{C}_k\geqslant\gamma_{\mathrm{tx}},\phi_k\geqslant\phi_{\min},P_k^{\mathrm{EIRP}}\geqslant P_{\min}\} \tag{8}$$

式中，$\mathcal{C}_k=\exp\left(-\frac{d_k}{\sigma_{\mathrm{env}}}\right)$为发射节点与预测目标位置的贴近度，$\sigma_{\mathrm{env}}$为环境综合位置预测误差的标准差，可依据历史预测误差统计设定，$d_k=\left\|\boldsymbol{p}_k-\widehat{\boldsymbol{p}}(t+T_p)\right\|$为发射节点到预测点的欧式距离；$\phi_k=\frac{\mathrm{Area}(\mathcal{R}_k\cap\mathcal{R}_{\mathrm{pred}})}{\mathrm{Area}(\mathcal{R}_k)}$为覆盖匹配度，$\mathcal{R}_k$为节点$k$的覆盖区域，以节点位置为中心，以有效感知半径$R_k^{\mathrm{eff}}$为半径的圆形区域；$P_k^{\mathrm{EIRP}}=P_k^{\mathrm{tx}}G_k^{\mathrm{tx}}$为等效全向辐射功率，$G_k^{\mathrm{tx}}$为节点$k$的发射增益；$\gamma_{\mathrm{tx}}$、$\phi_{\min}$、$P_{\min}$分别为对应阈值。

接收节点候选集筛选（硬约束）为：

$$\mathcal{R}_{\mathrm{cand}}=\{j\in\mathcal{N}\mid\|\boldsymbol{p}_j-\widehat{\boldsymbol{p}}\|\leqslant R_{\mathrm{co}},G_j^{\mathrm{rx}}\geqslant G_{\min}\} \tag{9}$$

式中，$\|\boldsymbol{p}_j-\widehat{\boldsymbol{p}}\|$为接收节点$j$到目标预测位置的距离；$R_{\mathrm{co}}$为最大协同距离阈值，用于确保接收节点位于感知信号的有效作用范围内；G_j^{rx}为接收节点j的接收天线增益；$G_{\min}$为接收天线增益阈值，用于筛选具备足够接收灵敏度的节点。

多目标调度函数（软优化）为：

$$\max_{\mathcal{T}\subseteq\mathcal{T}_{\mathrm{cand}},j\in\mathcal{R}_{\mathrm{cand}}}J(\mathcal{T},j;\boldsymbol{\theta})=\alpha\sum_{k\in\mathcal{T}}\phi_kC_k+\beta\mathrm{SNR}_j-\gamma\sum_{k\in\mathcal{T}}\frac{P_k^{\mathrm{tx}}}{P_{\max}} \tag{10}$$

式中，$\mathcal{T}$为选定的发射节点集合($|\mathcal{T}|\leqslant N_{\mathrm{tx}}^{\max}$)的最大值，$N_{\mathrm{tx}}^{\max}$为 6；$j$为选择的接收节点；$\boldsymbol{\theta}=(\alpha,\beta,\gamma)$为可优化的权重参数，满足$\alpha+\beta+\gamma=1$；$\sum_{k\in\mathcal{T}}\phi_kC_k$

为覆盖质量项，鼓励选择对预测区域覆盖好且距离近的节点；SNR_j为连接质量项，旨在保障感知回波质量；$\sum_{k\in\mathcal{T}} P_k^{\mathrm{tx}}/P_{\max}$为功率代价项，鼓励选择发射功率较低的节点以节省能耗。该步骤采用贪心算法（greedy algorithm, GA）求解该组合优化问题，时间复杂度为$O\left(|\mathcal{T}_{\mathrm{cand}}|N_{\mathrm{tx}}^{\max}|\mathcal{R}_{\mathrm{cand}}|\right)$，满足实时性要求。

自适应节点切换过程如图 3 所示。目标从位置 A 移动至 B，中央节点随目标位置自适应调整（图中 C、D 分别对应目标移动前后的调度中心）。收发节点可从中频微基站、毫米波感知节点及中继无人机节点中动态选举，所有节点在中央节点的统一调度下协同工作。

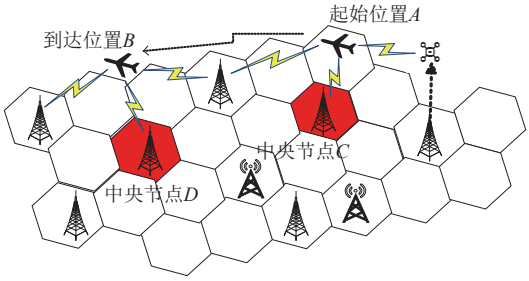


图 3 自适应节点切换过程图

2.4 联邦学习驱动的调度参数在线优化

完成每一轮感知任务后，系统进入模型优化阶段。本轮当选的中央节点充当联邦学习协调服务器（Server），负责聚合与分发全局模型；而当前簇内所有参与候选评估的中频微基站则作为客户端（Client），执行本地模型训练。通过该分布式训练框架，系统能在原始数据不集中的前提下协同优化全局调度策略，实现决策模型的闭环演进。

联邦学习协同训练的核心目标是优化式 (10) 的调度函数，即通过分布式经验学习动态调整权重系数α、β、γ与评估阈值这些参数，使调度函数更精准地评估候选节点组合优劣，从而输出更优的收发节点对。需要说明的是，用于轨迹预测的 LSTM 模型已在各节点本地预训练并固定，其参数不参与此联邦学习过程，联邦学习聚焦于优化基于 LSTM 预测结果的调度策略本身。

为解决模型训练耗时与实时切换需求的矛盾，本系统采用训练与执行解耦的双时间尺度设计（dual-time-scale, DTS）。

1）在线推理层（毫米级）

中央节点直接使用当前训练好的全局模型参数进行前向推理，完成节点选举。此过程不涉及参数更新，确保切换决策时延严格满足≤5 ms的要求。

2）离线训练层（分钟级）

系统周期性（$T_{\mathrm{train}}=60$ s）或任务批次（$N_{\mathrm{train}}=100$次）触发联邦学习优化流程。该过程汇聚各分布式节点的本地经验，通过以下式 (11)～式 (13) 更新调度模型参数$\boldsymbol{\theta}$，此过程在后台异步进行，不影响前台决策。

此架构将“策略进化”与“实时响应”解耦，使得系统既能利用历史数据持续优化长期性能，又能对动态环境做出瞬时反应。

2.4.1 联邦学习框架配置

服务器：当前中央节点（负责参数聚合与分发）。

客户端：K个参与协同的中频微基站（每个客户端存储本地经验）。

训练周期：每T_{train}=60 s 或每完成N_{train}=100 次感知任务后触发。

每个客户端i维护一个经验回放缓冲区$\mathcal{D}_i$，存储最近 M 条经验记录$(\boldsymbol{s}_t,\boldsymbol{a}_t,\mathcal{L}_t)$，其中：$\boldsymbol{s}_t$为状态向量（包含预测区域、节点状态、信道条件等）；$\boldsymbol{a}_t=(\mathcal{T}_t,j_t)$为执行的调度动作；$\mathcal{L}_t$为综合损失值，用于评估该次调度效果。

2.4.2 损失函数设计

综合损失函数用于量化单次调度决策的质量，定义为覆盖损失、通信质量损失、感知质量损失与能耗损失的加权和：

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{s}_t,\boldsymbol{a}_t;\boldsymbol{\theta})=w_1\mathcal{L}_{\mathrm{cov}}+w_2\mathcal{L}_{\mathrm{delay}}+w_3\mathcal{L}_{\mathrm{quality}}+w_4\mathcal{L}_{\mathrm{energy}}$$

式中，权重w_1、w_2、w_3、w_4根据任务需求调整，满足$w_1+w_2+w_3+w_4=1$。各分项损失定义如下。

1）覆盖损失$\mathcal{L}_{\mathrm{cov}}=1-\dfrac{1}{|\mathcal{T}|}\sum_{k\in\mathcal{T}}\phi_k C_k$，其中，$\phi_k$和$C_k$分别为节点$k$的覆盖匹配度和发射置信度。

2）时延损失$\mathcal{L}_{\mathrm{delay}}=\max\left(0,\dfrac{\tau_t-\tau_{\mathrm{th}}}{\tau_{\mathrm{th}}}\right)$，其中，$\tau_t$为实际端到端通信时延，$\tau_{\mathrm{th}}$为时延阈值。

3）感知质量损失$\mathcal{L}_{\mathrm{quality}}=\max\left(0,\dfrac{\Gamma_{\min}-\mathrm{SNR}_j}{\Gamma_{\min}}\right)$，其中，$\Gamma_{\min}$为最低检测信噪比阈值，$\mathrm{SNR}_j$为实际达到的信噪比。

4）能耗损失$\mathcal{L}_{\mathrm{energy}}=\dfrac{1}{|\mathcal{T}|}\sum_{k\in\mathcal{T}}\dfrac{P_k^{\mathrm{tx}}}{P_{\max}}$。

2.4.3 联邦学习优化算法

联邦学习框架优化的核心对象是调度决策函数$J(\mathcal{T},j;\boldsymbol{\theta})$中的可调参数集$\boldsymbol{\theta}$，包含权重系数$(\alpha,\beta,\gamma)$及相关决策阈值。

本地更新（客户端）为：在每一轮训练中，客户端i从其本地经验缓冲区$\mathcal{D}_i$中采样一个批次数据，计算经验风险：

$$\widehat{L}_i(\theta)=\frac{1}{B}\sum_{b=1}^{B}\mathcal{L}(\mathbf{s}^{(b)},\mathbf{a}^{(b)};\boldsymbol{\theta}) \tag{11}$$

然后执行轮数$E=4$时轮本地随梯度下降的更新：

$$\boldsymbol{\theta}_i^{(r+1)}=\boldsymbol{\theta}_i^{(r)}-\eta\nabla_{\boldsymbol{\theta}}\widehat{\mathcal{L}}_i(\boldsymbol{\theta}_i^{(r)}) \tag{12}$$

式中，$\widehat{\mathcal{L}}_i$为客户端i在本地数据$\mathcal{D}_i$上的经验风险估计；$\eta=0.015$ 为学习率；$B=20$为批次大小。

联邦聚合（服务器）为：

$$\boldsymbol{\theta}^{(g)}=\sum_{i=1}^{K}\frac{|\mathcal{D}_i|}{\sum_{j=1}^{K}|\mathcal{D}_j|}\boldsymbol{\theta}_i \tag{13}$$

采用 FedAvg 算法进行加权平均，然后将聚合后的全局参数$\boldsymbol{\theta}^{(g)}$分发至所有客户端，完成一轮联邦学习迭代。经过多轮迭代，调度模型参数不断优化，系统整体感知性能持续提升。

2.5　三维双阈值快速切换触发机制

为确保持续、稳定的目标跟踪，设计了基于目标三维位置变化的双阈值触发机制，用于判断是否需要进行感知节点的自适应调整。

高度维切换判据为：

$$D_z=\left|z_t^{\text{target}}-\bar{z}_{\mathcal{T}}\right| \tag{14}$$

式中，z_t^{target}为目标当前高度；$\bar{z}_{\mathcal{T}}=\dfrac{1}{|\mathcal{T}|}\sum_{k\in\mathcal{T}}z_k$为当前发射节点平均安装高度。

水平位置切换判据为：

$$D_{xy}=\sqrt{(x_t^{\text{target}}-x_j)^2+(y_t^{\text{target}}-y_j)^2} \tag{15}$$

式中，$(x_t^{\text{target}},y_t^{\text{target}})$为目标当前水平坐标；$(x_j,y_j)$为接收节点$j$的位置。

综合切换决策为：

$$\text{Trigger}_{\text{handover}}=\begin{cases}1 & D_z>\Delta z_{\text{th}}\ \text{or}\ D_{xy}>R_{\text{th}}\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{16}$$

式中，Δz_{th}为高度阈值；R_{th}为水平距离阈值。

一旦切换被触发，系统重新从 2.1 节开始执行轨迹预测与节点调度流程。

2.6　多目标场景扩展模型

实际低空感知场景中，可能存在多个目标（如无人机编队）需要同时跟踪。本系统可扩展至多目标协同跟踪。考虑 M 个目标的情况，暂设各目标优先级相同。多目标联合调度函数定义为各目标调度函数之和，并引入资源竞争惩罚项：

$$\max_{\{\mathcal{T}_m\},\{j_m\}}J_{\text{multi}}=\sum_{m=1}^{M}J(\mathcal{T}_m,j_m;\boldsymbol{\theta})-\lambda J_{\text{compete}} \tag{17}$$

式中，$\mathcal{T}_m$为分配给目标m的发射节点集合；j_m为其接收节点；$J(\cdot)$为单目标调度函数；λ为资源竞争惩罚权重，设$\lambda=0.2$；J_{compete}用于衡量节点资源的竞争程度，数学表达式为：

$$J_{\text{compete}}=\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=m+1}^{M}\left(\sum_{k\in\mathcal{T}_m\cap\mathcal{T}_n}w_k\right) \tag{18}$$

式中，$w_k=\phi_k C_k$为节点k的效用权重。该惩罚项鼓励系统为不同目标选择不同的发射节点。

在理想的无冲突调度条件下，发射节点需满足独占约束：

$$\mathcal{T}_m\cap\mathcal{T}_n=\varnothing\quad\forall m\neq n \tag{19}$$

接收节点同样需满足独占约束：

$$j_m\neq j_n\quad\forall m\neq n \tag{20}$$

在实际高密度场景中，上述独占约束可松弛为软约束，可通过惩罚项进行调节。

系统总发射节点数受容量限制：

$$\sum_{m=1}^{M}|\mathcal{T}_m|\leqslant N_{\text{tx}}^{\max} \tag{21}$$

式中，$N_{\text{tx}}^{\max}=6$为系统可调度的最大并发发射节点数。

2.7　系统开销建模与分析

频繁的节点切换和联邦学习训练会引入额外的信令开销与能耗，需要进行量化分析以评估方案的可行性。

2.7.1　单次切换信令开销模型

单次切换信令开销模型定义为：

$$C_{\text{handover}}=C_{\text{election}}+C_{\text{schedule}}+C_{\text{sync}}+C_{\text{ack}} \tag{22}$$

式中，C_{election}为中央节点选举信令开销，设参与选举的节点数量为N_{cand}，每个节点需要广播自身的状态信息（长度为L_{node}），并在每轮投票中向其他节点发送投票信息（单次投票信息长度为L_{vote}），最后广播选举结果（长度为L_{result}），同时每个节点需要发送确认信息（$L_{\text{ack_elec}}$）以确认收到选举结果，则$C_{\text{election}}=N_{\text{cand}}L_{\text{node}}+(N_{\text{cand}}-1)L_{\text{vote}}+L_{\text{result}}+N_{\text{cand}}L_{\text{ack_elec}}$。$C_{\text{schedule}}=|\mathcal{T}|L_{\text{ctrl}}$为调度信令开销（$L_{\text{ctrl}}$为单节点控制信息长度）；$C_{\text{sync}}=L_{\text{sync}}$为同步信令开销；$C_{\text{ack}}=L_{\text{ack}}$为确认信令开销。

具体参数设置为：单节点控制信息长度 $L_{\text{ctrl}} = 256$ bits（包含节点 ID、发射功率、波束参数等）；同步信令长度 $L_{\text{sync}} = 128$ bits，确认信令长度 $L_{\text{ack}} = 64$ bits。

2.7.2 联邦学习通信开销

联邦学习通信开销定义为：

$$C_{\text{FL}} = K(S_{\text{upload}} + S_{\text{download}}) \tag{23}$$

式中，客户端数量 $K = 22$（与中频微基站数一致）；单客户端上传参数量 $S_{\text{upload}} = 15$ KB（包含本地模型参数、损失值等）；服务器下发参数量 $S_{\text{download}} = 10$ KB（全局模型参数）。

2.7.3 系统总能耗模型

系统总能耗模型为：

$$E_{\text{total}} = E_{\text{transmit}} + E_{\text{process}} + E_{\text{handover}} \tag{24}$$

式中，E_{transmit} 是传输能耗，为发射节点在感知时隙消耗的能量，定义为：

$$E_{\text{transmit}} = \sum_{k \in \mathcal{T}} P_k^{\text{tx}} T_{\text{pulse}} \tag{25}$$

式中，$T_{\text{pulse}} = 1.0$ ms 为单次感知脉冲持续时间。

E_{process} 是处理能耗，为节点运行算法消耗的能量，定义为：

$$E_{\text{process}} = \sum_{k \in N_{\text{active}}} P_i^{\text{cpu}} T_{\text{active}} \tag{26}$$

式中，P_i^{cpu} 为单节点平均处理功率；T_{active} 为节点活跃时间。

E_{handover} 是切换能耗，为执行节点切换消耗的能量，定义为：

$$E_{\text{handover}} = E_{\text{switch}} N_{\text{handover}} \tag{27}$$

式中，$E_{\text{switch}} = 5.0$ mJ 为单次切换操作能耗。

2.7.4 关键参数设置

本文对系统开销的关键参数设置进行了汇总，如表 1 所示。

表 1 系统开销关键参数汇总

参数类型	符号	取值	说明
信令开销	L_{node}/bits	256	单节点状态信息长度
	L_{vote}/bits	64	单次投票信息长度
	$L_{\text{ack_elec}}$/bits	63	选举确认信令长度
	N_{cand}	10	参与选举节点数
	L_{result}/bits	112	选举结果广播长度
	L_{ctrl}/bits	256	单节点调度指令
	L_{sync}/bits	128	同步信令
	L_{ack}/bits	64	确认信令
联邦学习	S_{upload}/KB	15	单客户端上传量
	S_{download}/KB	10	服务器下传量
	K	22	客户端数量
	T_{pulse}/ms	1.0	感知脉冲时长
能耗参数	$P_{\text{i}}^{\text{cpu}}$/W	25.0	微基站处理功率
	$P_{\text{i}}^{\text{cpu}}$/W	35.0	毫米波处理功率
	$P_{\text{i}}^{\text{cpu}}$/W	20.0	无人机处理功率
	E_{switch}/mJ	5.0	单次切换能耗
目标参数	M	1	仿真目标数
	$N_{\text{tx}}^{\max}$	6	最大发射节点数
	λ	0.2	资源竞争惩罚权重

3 仿真结果与分析

为验证所提联邦学习驱动自适应切换框架的有效性，本节开展全面仿真实验，仿真首要目标是深入验证联邦学习作为调度策略优化引擎的核心效能，即通过分布式学习优化调度函数权重、从而提升系统性能的能力。为此，设定一个具有挑战性的单目标强机动跟踪场景，并将所提算法与基于最大接收信号强度算法（Max-RSSI）和最近邻算法（Nearest Neighbor）进行对比。所有对比算法均采用相同的网络部署、目标轨迹、信道模型，仅区分其各自的切换触发与节点选择逻辑。

3.1 场景以及参数设定

仿真实验在一个水平覆盖为 1 600 m×1 600 m、垂直空域为 0～300 m 的立方体场景中进行，总时长为 120 s，系统控制周期设定为 0.1 s。网络节点采用第 1.1 节所述的层级化部署策略，其部署与目标轨迹示意如图 4 所示，具体参数配置如表 2 所示。

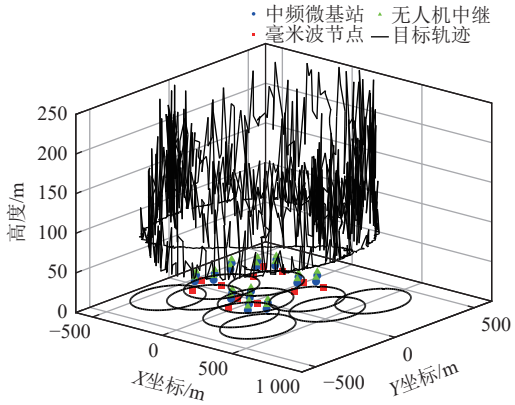


图 4 多层级基站网络部署与目标轨迹

目标采用复杂三维正弦复合轨迹运动，以模拟

高速无人机急转弯、不规则爬升与变速等机动行为，其初始位置为 (−800, −100, 120) m，初始速度为 (22, 18, 0) m/s。轨迹数据叠加了符合实际测量噪声水平的高斯白噪声。目标的详细运动轨迹、高度变化、水平轨迹与速度变化分别如图 5～图 8 所示。

表 2　节点感知目标相关参数设定

参数类型	参数名称	微基站	毫米波节点	无人机
部署参数	节点数量/个	22	12	22
	部署方式	蜂窝网格	热点区域	微基站顶部
	安装高度/m	25	15	30
	最大升空高度	–	–	100
通信参数	工作频段/GHz	3.5	77	3.5
	发射功率/W	20	5	10
	天线增益/dBi	15	25	10
	覆盖半径/m	220	100	160
计算参数	计算能力/TOPs	8	12	3
	处理功率/W	25	35	20
	网络响应时延/ms	2.5	1.8	6

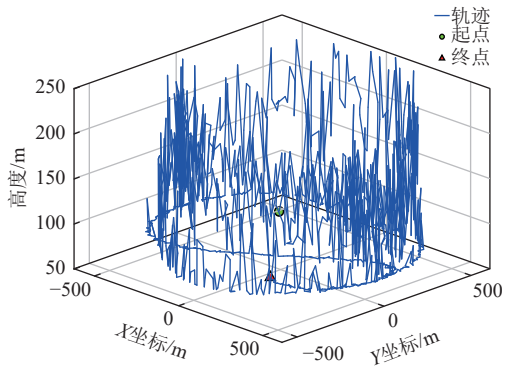


图 5　目标三维运动轨迹

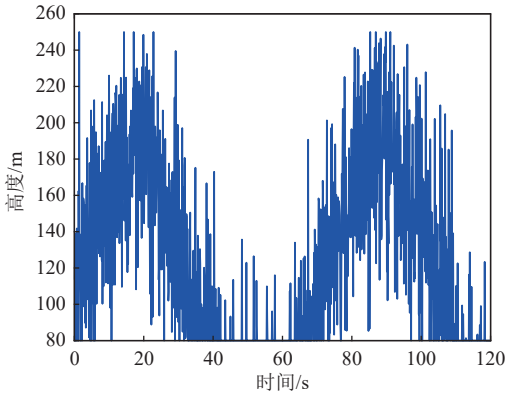


图 6　目标高度变化

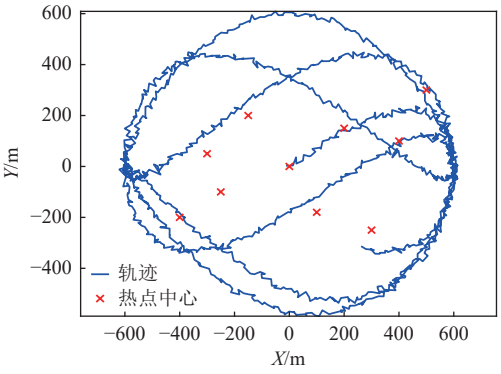


图 7　水平运动轨迹与热点区域

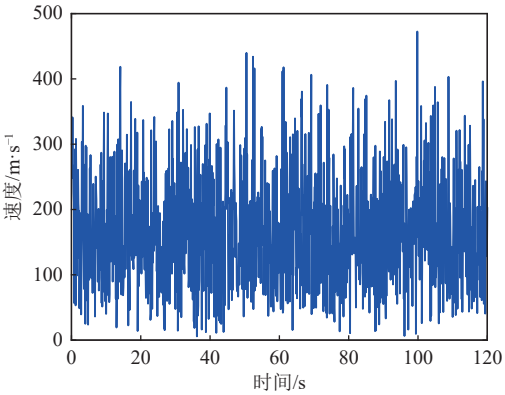


图 8　目标水平运动速度

3.2　目标跟踪场景性能分析

仿真分析以高机动性单目标为模型。多目标场景根据此单目标场景，参考 2.6 节理论进行类推。

3.2.1　节点变更与调度稳定性分析

系统的稳定性直接体现在其核心控制单元（中央节点）与执行单元（收发节点）的变更动态上。

1）中央节点动态选举

如图 9 和图 10 所示，在 120 s 的仿真过程中，中央节点随目标的移动发生了数次变更。整个变更过程平滑，未引发任何服务中断，证实了动态选举机制在容错性与负载均衡方面的有效性。

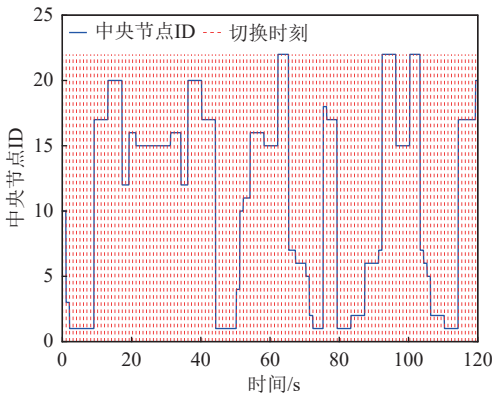


图 9　中央节点动态选举过程

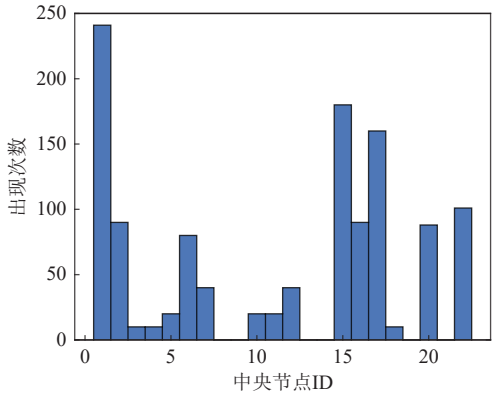


图 10 中央节点选举统计

2）发射节点规模的自适应调整

如图 11～图 13 分别展示了发射节点数量随时间的变化、其规模分布统计以及多发单收模式的使用情况。结果表明，系统并非固定使用多节点协作，而是根据预测的目标位置与环境状态，自适应地在单发与多发模式之间智能切换。

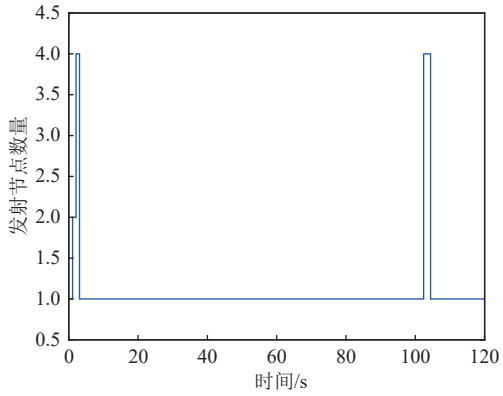


图 11 发射节点数量随时间变化

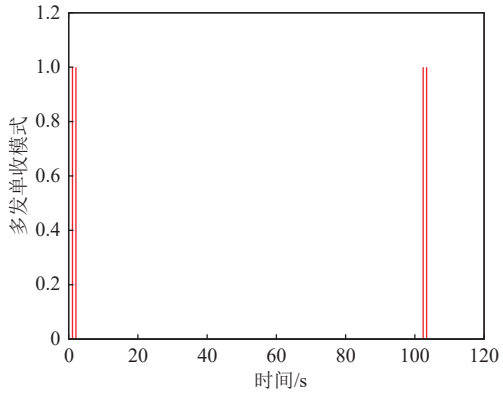


图 12 多发单收模式出现时刻（总计：4 次，比例：0.3%）

3）切换频率对比

频繁的节点切换不仅会带来高昂的信令开销，还可能引发感知链路中断，对高速目标的连续跟踪构成严重威胁。如图 14 所示，最大 RSSI 算法的切换频率为 73.5 次/min、最近邻算法切换频率为 68.5 次/min，而本算法为 60 次/min，表现出更高的稳定性，切换频率显著降低。

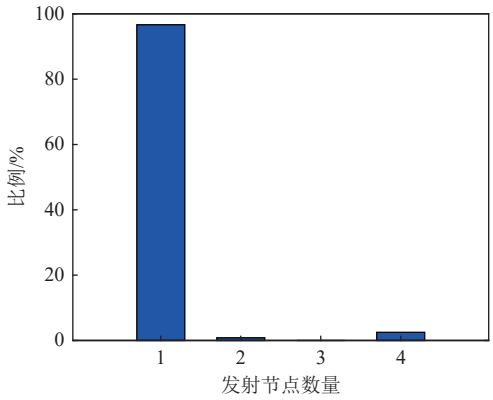


图 13 发射节点规模分布

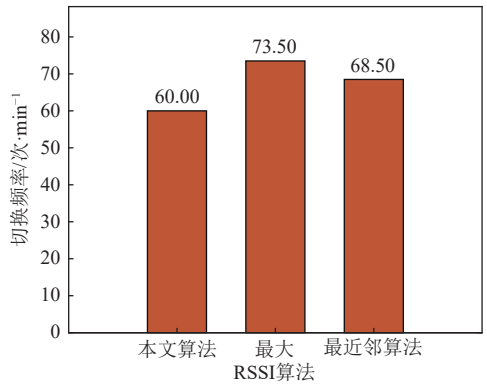


图 14 切换频率对比

3.2.2 感知连续性与覆盖质量

感知覆盖率是衡量跟踪系统连续性的核心指标。在本仿真中，若目标在某一时刻位于任意一个活跃发射节点的有效覆盖范围内，则判定该时刻被覆盖。如图 15 所示，本文算法在整个仿真周期内，实现了 41.5% 的感知覆盖率。相比之下，最大 RSSI 算法和最近邻算法的覆盖率分别为 5.1% 和 31.6%。本算法覆盖率较传统算法大幅提升，根本原因在于其多发单收的动态协作机制。感知覆盖质量如图 16 所示。

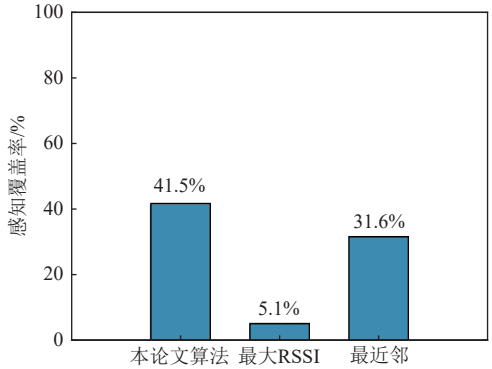


图 15 感知覆盖率对比

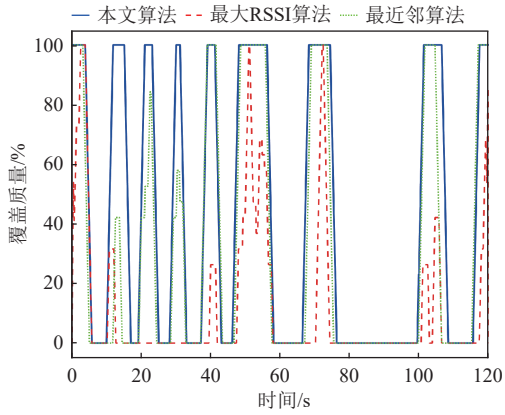


图 16　实时覆盖状态对比

3.2.3　接收信号质量与链路可靠性

接收信号的信干噪比（signal to interference and noise ratio, SINR）直接决定了感知的精度，为真实模拟低空复杂电磁环境，设置了较为严苛的系统参数。

如图 17 所示，展示了 3 种算法在仿真全程的 SINR 变化曲线。图 18 给出了平均 SINR 统计结果，本文算法的平均 SINR 达到 9.8 dB，较最大 RSSI 算法（3.6 dB）和最近邻算法（2.9 dB）都有提升。尽管在相同严苛环境下所有算法的 SINR 绝对值都偏低，但本算法通过协同感知架构与智能调度策略，在提升链路质量方面仍表现出明确的有效性。

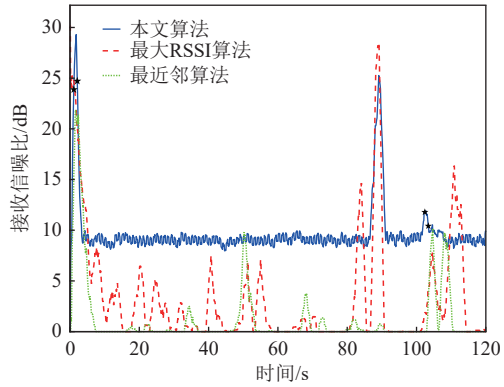


图 17　实时接收信噪比对比

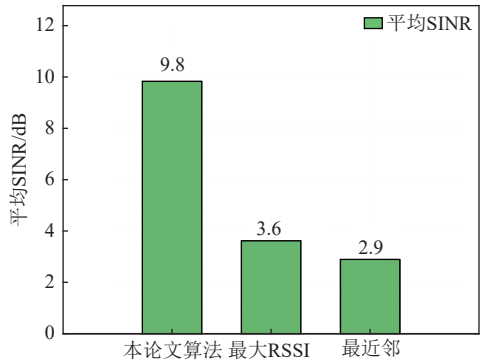


图 18　平均接收信噪比对比

3.2.4　系统开销综合分析

频繁的中央节点选举和收发节点切换会带来额外信令开销，需分析其与性能提升之间的权衡关系。经计算，单次调度能耗约为 8.70×10^{-2} J。在整个仿真过程中，自适应节点切换算法的总能耗约为 29.18 J，其中调度计算能耗 10.44 J，占增加部分的绝大多数。信令传输能耗 2.31×10^{-4} J，占总能耗 0.000 79%，对能耗影响可忽略不计。而最大 RSSI 算法总能耗约为 18.74 J，能耗增加比为 55.7%。

信令开销方面，单次切换总信令开销为 10 150 bits。整个仿真过程中发生 120 次切换，信令开销为 1.218 Mbits，此外，联邦学习通信开销约为 8.8 Mbits，总信令开销约为 10.018 Mbits。

在性能增益上，本算法实现了 41.5% 的覆盖率，相对于最大 RSSI 算法提升了 36.4%；平均信噪比 9.8 dB，较最大 RSSI 算法提升了 6.2 dB。算法每增加 1% 能耗，可换取约 0.65% 的覆盖率提升以及约 0.11 dB 的 SINR 线性提升。尽管多发单收模式仅占仿真时间的 0.3%，但其在关键区域的应用有效地改善了系统整体性能。

3.3　联邦学习训练过程与实时性论证

首先，联邦学习优化的对象是调度函数的权重参数。训练过程中，综合损失函数如图 19 所示，标志着调度策略的不断优化。

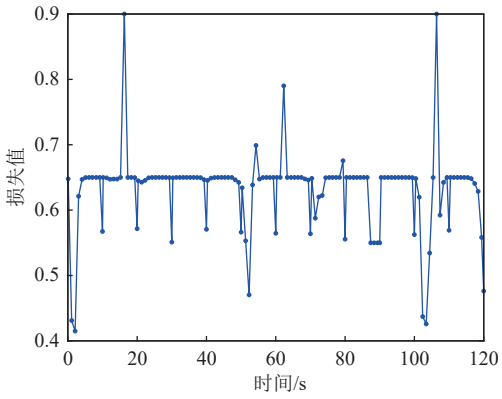


图 19　联邦学习损失函数收敛过程

图 20 给出了调度函数权重优化过程，清晰地展示了调度函数权重参数在训练过程中的动态演化，表明系统通过分布式学习自动找到了在当前环境与任务需求下的最佳权衡点。

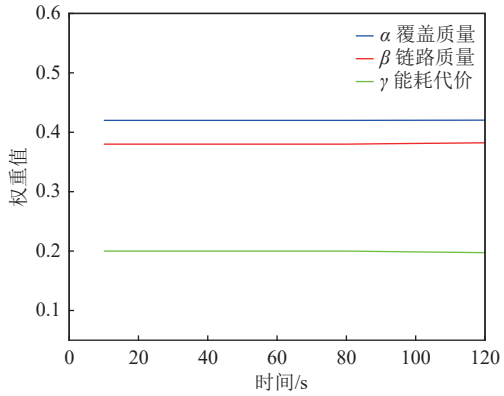


图 20 调度函数权重优化过程

4 结束语

针对低空通感一体化网络中高机动性目标连续感知的挑战，本文提出了一种联邦学习驱动的感知节点自适应切换机制。通过构建“收发分离”的协同感知架构，将联邦学习作为调度决策模型的优化引擎，实现了在保护数据隐私前提下的全局策略协同进化。仿真结果表明，该机制能有效提升感知覆盖率与信号质量，同时降低不必要的切换频率，在系统开销与感知性能之间取得了良好平衡。未来将集中于探索更高效的联邦学习聚合算法，并在更密集、更多目标的真实低空场景中进一步测试验证。

参 考 文 献

[1] 巨涛, 李林娟, 张文金, 等. 多无人机辅助的移动边缘计算任务卸载及路径优化方法[J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(1): 72-83.
Ju Tao, Li Linjuan, Zhang Wenjin, et al. MATOPO: A multi-UAV assisted task offloading and path optimization method for moving edge computing[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(1): 72-83. (in Chinese)

[2] 李新民, 张徐浩, 刘易阳, 等. 基于强化学习的无人机通信感知一体化能耗优化[J]. 电子科技大学学报, 2025, 54(1): 23-28,51.
Li Xinmin, Zhang Xuhao, Liu Yiyang, et al. Energy optimization algorithm for ISAC-enabled unmanned aerial vehicles system via reinforcement learning[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2025, 54(1): 23-28,51. (in Chinese)

[3] Páez-Quinde C, Arroba-Freire E, Espinosa-Jaramillo M T, et al. Gamification as collaborative learning resources in technological education[C]//Proceedings of 2023 IEEE Global Engineering Education Conference. Kuwait: IEEE, 2023: 1-5.

[4] Xue Zheng, Liu Chang, Wen Fuxi, et al. Joint optimization of task offloading and resource allocation for cooperative perception in vehicular edge computing systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(12): 19237-19251.

[5] D'Amato A, Dantas M, De Macedo D D J. MAROQ: A resource allocation model driven through quality of experience[J]. International Journal of Grid and Utility Computing, 2017, 8(2): 82-93.

[6] Wang Jianwei, Chen Shuo. Deep reinforcement learning-based secrecy rate optimization for simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface-assisted unmanned aerial vehicle-integrated sensing and communication systems[J]. Sensors, 2025, 25(5): 1541.

[7] Zhan Yan, Hong Yi, Li Deying, et al. Joint optimization of DCCR and energy efficiency in active STAR-RIS-assisted UAV-NOMA networks[J]. Drones, 2025, 9(8): 520.

[8] Megahed A, El-Haleem A M A, Elmesalawy M M, et al. Deep learning optimization of STAR-RIS for enhanced data rate and energy efficiency in 6G wireless networks[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 26311.

[9] Lin Hongyi, Liu Yang, Wang Liang, et al. Big data-driven advancements and future directions in vehicle perception technologies: From autonomous driving to modular buses[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2025, 11(3): 1568-1587.

[10] Li Zongdian, Wang Kui, Yu Tao, et al. Het-SDVN: SDN-based radio resource management of heterogeneous V2X for cooperative perception[J]. IEEE Access, 2023, 11: 76255-76268.

[11] Dai Bin, Xu Fanglin, Cao Yuanyuan, et al. Hybrid sensing data fusion of cooperative perception for autonomous driving with augmented vehicular reality[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(1): 1413-1422.

[12] Zaki A M, Elsayed S A, Elgazzar K, et al. Quality and budget-oriented task offloading for vehicular cooperative perception using reinforcement learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(14): 26169-26185.

[13] Tagliaferri D, Manzoni M, Mizmizi M, et al. Cooperative coherent multistatic imaging and phase synchronization in networked sensing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(10): 2905-2921.

[14] Kim S W, Qin Baoxing, Chong Zhuangjie, et al. Multivehicle cooperative driving using cooperative perception: Design and experimental validation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2): 663-680.

[15] Alkharabsheh E, Alawneh S, Rawashdeh O. A cloud-based cooperative perception system for object detection using roadside cameras[C]//2025 IEEE 4th International Conference on Computing and Machine Intelligence. Mount Pleasant: IEEE, 2025: 1-5.

[16] Rauch A, Klanner F, Dietmayer K. Analysis of V2X communication parameters for the development of a fusion architecture for cooperative perception systems[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Baden-Baden: IEEE, 2011: 685-690.

责任编辑 税 红