arXiv:2603.10983v1 [cs.LG] 11 Mar 2026

面向低地球轨道 6G 非地面网络的联邦学习驱动波束管理

Maria Lamprini Bartsioka, Ioanni　s A. Bartsiokas、Athanasios D. Panagopoulos、Dimitra I. Kaklamani 和 Iakovos S. Venieris

摘要——**低地球轨道（LEO）非地面网络（NTN）需要在动态传播条件下进行高效的波束管理。本研究探讨了低地球轨道卫星星座中的联邦学习（FL）波束选择，其中轨道平面通过利用高空平台站（HAPS）作为分布式学习器运行。研究采用真实的信道和波束成形数据，对多层感知器（MLP）和图神经网络（GNN）两种模型进行了评估。结果表明，GNN 的波束预测准确率和稳定性均优于 MLP，尤其是在低仰角条件下，从而能够为未来的非地面网络部署提供轻量化且智能的波束管理。**

一、引言

第六代（6G）系统旨在满足日益增长的全球实时连接需求，以及对超可靠、低时延通信的需求，为各行业的新型应用场景提供平台 [1]。现有地面网络无法始终独立满足上述要求。因此，6G 中提出了非地面网络（NTN），以构建一体化全球网络，无缝支持各种异构通信场景。非地面网络包含三个层级。空中层和卫星层利用无人机（UAV）、高空平台站（HAPS）以及地球静止轨道、中地球轨道和低地球轨道（GEO、MEO、LEO）卫星，负责资源管理、协调和可靠连接；地面层则依托地面基站和用户支持边缘操作 [2]。

为满足新兴 6G 服务严格的吞吐量要求，系统日益依赖大规模多输入多输出（MIMO）技术 [3]。在此背景下，波束成形发挥着关键作用：它将发射功率定向至特定空间方向，以补偿严重的路径损耗，并实现可靠的高信噪比（SNR）链路。因此，波束管理对于在高速移动和动态信道条件下保持稳健连接至关重要。然而，传统波束选择方法（例如基于信道状态信息的估计）存在计算复杂度高、信令开销大和适应性有限等问题，因此不适用于动态的非地面网络部署 [4]。

联邦学习（FL）无需交换原始数据，即可为非地面网络中的波束选择提供高效且保护隐私的解决方案 [5]。这对于低地球轨道环境尤为重要，因为集中式学习会带来过高的信令开销和时延。通过利用多层非地面网络架构进行去中心化模型聚合，联邦学习能够在移动性和间歇性连接条件下实现可扩展、自适应的波束管理。

本研究聚焦于低地球轨道巨型星座，并提出一种新颖的联邦学习波束管理框架，利用几何信息实现准确、稳健且可扩展的波束预测，从而最大限度地提高系统信噪比。

II. 系统模型与联邦学习框架

A. 卫星场景

我们考虑一个作为非地面网络（NTN）组成部分的低地球轨道星座（图1），其工作于S波段（下行频率为2 GHz），轨道高度范围为1015–1325 km。该星座由多个轨道平面组成，卫星充当发射机，多个用户设备（UE）充当接收机 [6]。令 $\mathcal{P} = \{1, 2, \ldots, P\}$ 表示轨道平面集合，$\mathcal{S}_\mathcal{P} = \{1, 2, \ldots, S\}$ 表示沿轨道平面 $p \in \mathcal{P}$ 运动的均匀分布卫星集合。预先指定的关注区域（ROI）内还部署了一组 $\mathcal{U} = \{1, 2, \ldots, U\}$ 静态用户设备。用户设备配备小型均匀平面阵列（UPA）接收天线，并受最小仰角约束 θ_{min} 限制。类似地，每颗卫星都配备 4×4 UPA 天线，并支持一个波束码本，其波束指向在方位角和仰角上固定。

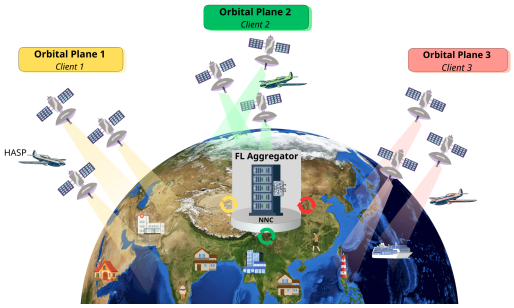

图 1. 支持联邦学习的非地面网络拓扑

系统仿真持续两小时，同时选取若干个快照（1000 个）来评估链路并收集适当的信息，这些信息将构成机器学习（ML）问题的输入数据集。在每个快照 $t \in \{1, 2, \ldots, T\}$ 中，假设相对卫星与用户设备几何关系近似静态；仅当链路满足 $\theta_{u,\,s}(t) > \theta_{min}$ 时才会将其筛选出来，其中 $\theta_{u,\,s}(t)$ 表示用户设备 $u \in \mathcal{U}$ 与卫星 $s \in \mathcal{S}_\mathcal{P}$ 之间的仰角。对于快照 t 中的每条可见链路，卫星都会评估所有候选波束。因此，生成的数据集包含场景信息、地理特征、卫星/波束的方位角和仰角，以及其他几何特征。

978-1-7334677-3-5 © 2026 ACES

通过对仿真进行穷举搜索，还可以计算出监督学习目标，如下所示：

$$b^{\star}_{u,s}(t) = \arg\max_{b} SNR_{u,s,b} \tag{1}$$

其中，SNR 考虑了发射阵列增益、路径损耗、小尺度仰角相关莱斯衰落、时间相关的阴影衰落，以及接收噪声功率 [7]。

B. 联邦学习方案

卫星网络的特点是不同轨道平面之间存在分布式异构性。为此，我们提出一种分层联邦学习框架，其中每个轨道平面构成一个逻辑联邦学习客户端。同一轨道平面的卫星通过该平面内的一台高空平台进行协调，该平台充当边缘聚合器和控制实体。在此过程中，利用本地数据训练平面级本地模型。经过固定数量的本地训练轮次（200 轮）后，模型参数被发送至地面集中式网络控制中心（NNC），由其执行跨轨道平面的联邦平均（FedAvg），以获得全局模型。随后，聚合后的全局模型会被广播回所有客户端，用于下一轮训练。通过这种方式，我们在真实的非地面网络约束下确保数据本地性、降低通信开销，并捕获由不同轨道几何导致的非独立同分布数据。

波束选择采用两种学习架构：多层感知器（MLP）和图神经网络（GNN）。两者均用于预测给定用户设备–卫星快照下使接收信噪比达到最大的波束。MLP由带有非线性激活的全连接层构成，并独立评估每个候选波束，是一种轻量且计算高效的解决方案，适用于由几何关系驱动的场景。相比之下，GNN将波束建模为图节点，并将相邻波束连接起来，通过图卷积在波束间交换信息，从而能够学习相对波束质量和局部一致性。

III. 性能评估

数据收集完成后，在联邦学习（FL）设置下训练机器学习模型，并使用相同的测试集进行评估。表 I 汇总了整体性能对比。GNN在所有指标上均显著优于MLP，表明其在每个快照中预测最优波束的概率更高，并且在非独立同分布的数据分布下表现出更强的鲁棒性。两种模型的Top-3准确率均接近完美，说明最优波束几乎总是包含在排名靠前的候选项中。不过，性能提升伴随着模型复杂度增加这一权衡。尽管如此，模型大小和训练时间仍然较小，因此在非地面网络部署中依然具备实际可行性。

为进一步考察系统级行为，图 2 展示了卫星仰角对波束选择准确率和稳定性的影响。正如预期，由于传播条件更加有利，随着仰角增大，两种模型的准确率均有所提升，其中图神经网络表现更佳。同样，由于信道动态、衰落和阴影衰落加剧，所有方法在低仰角时的切换率都更高。

表 I FL 设置下的波束预测性能比较。

指标	MLP	GNN
Top-1准确率	88.41%	96.14%
Top-3准确率	98.03%	99.52%
客户端间Top-1平均准确率	89.15%	95.97%
训练时间	6.27秒	19.23秒
模型大小	38.40 KB	71.43 KB

值得注意的是，图神经网络紧随仿真中根据最大信噪比波束得出的理想切换趋势，而多层感知器在低仰角时的切换率略高。总体而言，结果表明，图神经网络能够保持与底层信道特性相符的波束稳定性。

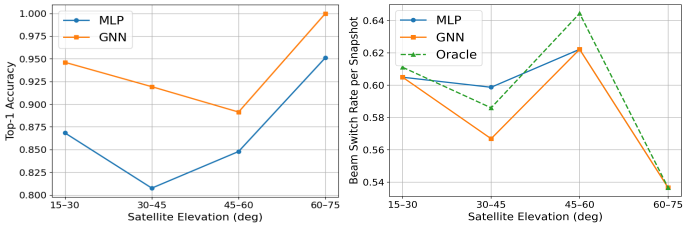

图2. 多层感知器与图神经网络在不同卫星仰角下的性能 (a) 全局Top-1准确率 (b) 波束切换。

IV. 结论与未来拓展

本文提出了一种用于低轨非地面网络波束预测的联邦学习框架。结果表明，图神经网络优于多层感知器，能够有效捕捉波束间的关系，在复杂度开销有限的情况下，准确率提高了 8.7%，波束切换稳定性提高了 1.8%。未来的工作将把该方法拓展至完整的分层联邦学习架构，并结合用户-卫星联合优化实现干扰感知波束管理。

参考文献

[1] A. Farajzadeh、A. Yadav 和 H. Yanikomeroglu，“非地面网络中的联邦学习：设计、架构与挑战”，*IEEE Communications Magazine*，第 63 卷，第 6 期，第 26–33 页，2025 年。[2] F. Tang、C. Wen、X. Chen 和 N. Kato，“面向 6G 的空天地一体化网络智能传输联邦学习”，*IEEE Network*，第 37 卷，第 2 期，第 198–204 页，2023 年。[3] P.-D. Arapoglou、K. Liolis、M. Bertinelli、A. Panagopoulos、P. Cottis 和 R. De Gaudenzi，“卫星多输入多输出：综述”，*IEEE Communications Surveys & Tutorials*，第 13 卷，第 1 期，第 27–51 页，2011 年。[4] L. Marenco、L. E. Hupalo、N. F. Andrade 和 F. A. de Figueiredo，“用于优化 5G 网络及后续网络中波束选择与更新周期的机器学习辅助方法”，*Scientific Reports*，第 14 卷，第 1 期，第 20103 页，2024 年。[5] A. Guidotti、A. Vanelli-Coralli 和 C. Amatetti，“非地面网络中的联邦无蜂窝 MIMO：架构与性能”，*IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*，第 60 卷，第 3 期，第 3319–3347 页，2024 年。[6] MATLAB 和 Simulink。（2024）分析低轨巨型星座的非地面网络覆盖范围与容量。[在线]。网址：https://www.mathworks.com/help/satcom/ug/analyze-ntn-coverage-and-capacity-for-leo-mega-constellation.html [7] F. P. Fontan 和 P. M. Espineira，无线传播信道建模：基于 *MATLAB* 的仿真方法。Wiley，2008 年。