随着低地球轨道（LEO）卫星的迅猛发展，卫星计算正经历着空前的变革，为全球通信和数据处理带来了崭新的机遇与挑战。从全球视野来看，LEO卫星卓越的通信覆盖和低时延特性为整合全球数据用于智能学习任务提供了新契机，例如碳估算、交通监控、森林火灾检测等。联邦学习（FL）可以较好地平衡隐私保护和数据利用，在新时代卫星计算的背景下有望崭露头角[1]。

然而，传统的集中式联邦学习架构依赖于地面基站作为中央服务器来协调和聚合卫星节点的模型参数，在大规模卫星计算环境中面临着诸多挑战，如单点故障风险、通信瓶颈和数据隐私问题等[2]。为了解决这些问题，具有更高鲁棒性与通信效率的去中心化联邦学习（DFL）作为一种有前途的替代方案应运而生。

LEO卫星网络具有时变拓扑、动态带宽和有限电池功率等特点，这些特点使得传统的静态拓扑模型难以准确描述卫星网络的行为[3]。在卫星联邦学习中，使用动态拓扑刻画卫星网络可以更准确描述卫星网络的行为，优化场景资源分配。通过分析动态拓扑相关指标，如xxx，我们可以深入了解DFL在卫星计算环境中的性能和行为，为优化DFL算法和系统设计提供有价值的参考。