

融合低轨卫星通信的云边协同算力网络架构 与关键技术研究

朱云飞^{1,2}, 左浩然^{1,2}, 姜沁汝^{1,2}, 周飞飞^{1,2}, 蔡垚森^{1,2}

(1. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司); 2. 南京南瑞信息通信科技有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要: 随着元宇宙等新兴技术的快速发展, 全球算力需求呈指数级增长, 传统地面算力网络因地理限制难以覆盖广域空间。为此, 提出一种融合低轨卫星通信的云边协同算力网络架构, 整合卫星网络的高覆盖能力与地面网络的高算力资源, 实现了动态资源调度、低时延通信与安全传输等。首先, 基于轨道预测与时变图模型的改进动态粒子群路由算法使路由收敛速度提升43.3%, 并通过两级恢复策略实现故障链路的快速切换; 其次, 基于多智能体深度确定性策略梯度算法设计强化学习框架, 并结合图神经网络优化模型的全局观测能力, 使任务完成率高达98.7%, 能耗效率提升77.7%; 最后, 采用量子-经典混合服务链的安全通信机制, 使密钥泄露概率降低至 2.1×10^{-6} 。实验表明, 该架构在任务完成率、能源效率以及路由性能上均优于传统方案。

关键词: 低轨卫星通信; 算力网络; 卫星路由; 马尔可夫决策过程; 强化学习

DOI: 10.11907/rjdk.251210

扫描二维码阅读全文: 

中图分类号: TN927.2

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)006-0128-06

Research on Cloud Edge Collaborative Computing Network Architecture Integrating Low Orbit Satellite Communication and Key Technology

ZHU Yunfei^{1,2}, ZUO Haoran^{1,2}, JIANG Qinru^{1,2}, ZHOU Feifei^{1,2}, CAI Yaosen^{1,2}

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute);

2. Nanjing NARI Information & Communication Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: With the rapid development of emerging technologies such as the metaverse, the global demand for computing power is growing exponentially, and traditional ground computing networks are unable to cover a wide area of space due to geographical limitations. To this end, a cloud edge collaborative computing network architecture that integrates low orbit satellite communication is proposed, which combines the high coverage capability of satellite networks with the high computing resources of ground networks, achieving dynamic resource scheduling, low latency communication, and secure transmission. Firstly, the improved dynamic particle swarm routing algorithm based on orbit prediction and time-varying graph model improves the convergence speed of routing by 43.3%, and achieves fast switching of faulty links through a two-level recovery strategy; Secondly, based on the multi-agent deep deterministic policy gradient algorithm, a reinforcement learning framework is designed, and combined with graph neural network optimization model's global observation ability, the task completion rate is as high as 98.7%, and the energy efficiency is improved by 77.7%; Finally, the secure communication mechanism of quantum classical hybrid service chain is adopted to reduce the probability of key leakage to 2.1×10^{-6} . The experiment shows that this architecture outperforms traditional solutions in task completion rate, energy efficiency, and routing performance.

Key Words: low earth orbit satellite communication; computing power network; satellite routing; Markov decision process; reinforcement learning

0 引言

随着元宇宙、自动驾驶等新兴技术的发展, 全球算力

需求呈现指数级增长^[1]。国际数据公司(International Data Corporation, IDC)预测, 2025年全球算力缺口将达3 300 EFLOPS。现有地面算力网络受限于地理环境, 无法覆盖80%的陆地和95%的海洋区域, 传统地面处理方式已无法

收稿日期: 2025-03-25

基金项目: 南京南瑞信息通信科技有限公司科技项目(5246DR250008)

作者简介: 朱云飞(1997-), 男, 硕士, 南京南瑞信息通信科技有限公司工程师, 研究方向为新型电力系统、时间敏感网络、算力网络等。

满足高分辨率卫星数据的实时处理需求。低轨卫星因其低时延和高带宽的特性,成为未来卫星互联网的核心技术方向,但大规模组网需要算力网络支持动态调度和资源协同。此外,卫星通信可覆盖海洋、偏远地区等地面网络难以触及的区域,通过卫星端的人工智能预处理,可将大数据精简为小数据,显著提升传输效率并降低延迟。天地一体化算力网络通过在轨卫星直接处理数据,减少了地面传输压力,可应用于应急响应、灾害监测等对时效性要求极高的场景。

然而,现有技术均存在一定局限性。在星地协同方面,任务卸载策略未考虑卫星的移动性,将导致40%任务出现中断;在安全机制方面,传统加密算法不适用于星地高延迟链路;在资源调度方面,例如华为算力感知路由协议缺乏卫星动态拓扑适配能力,静态分配将导致卫星能源浪费,闲置时段占比超过60%。同时,卫星节点的高速移动会导致拓扑持续变化,也为动态拓扑连接带来了一定的挑战。

为此,本文提出一种融合低轨卫星通信的云边协同算力网络架构,以进一步拓展算力网络的覆盖范围。该架构能统筹算力资源,具有高稳定性、低时延、高安全性等特点,采用分布式架构降低单点故障风险,为全球无缝覆盖算力网络提供了技术支持。

1 融合卫星的算力网络

1.1 总体架构

为了满足算力网络在广覆盖、低时延等方面的需求,迫切需要低轨卫星网络纳入算力网络研究中,补齐当前通信、计算的空缺。为此,本文提出融合卫星通信的算力网络,采用“云—边—端—星”四级协同架构,如图1所示。由此可见,该架构主要包括终端设备、地面网络、卫星网络、分布式控制平面等。终端设备主要是各种传感器、手机等,具备数据采集功能、任务产生功能,还具有一定的缓存能力和任务处理能力。卫星网络由星载计算单元提供算力支持,并由激光收发模块与Ka波段射频链路提供通信支持。

分布式控制平面负责进行全局资源调度,通过优化分配跨卫星、地面节点的算力资源,以实时维护动态网络的连接状态。当任务超过终端设备自身处理能力时,通过算力网络发出请求,将任务卸载至星地融合网络中的边缘计算或云计算中心。地面网络主要包括地面移动通信网、地面本地数据网络(即边缘计算网络)及地面中心数据网络(即云计算中心网络),主要负责处理任务,实现用户和卫星的双向通信。卫星网络主要包括高中低轨多种卫星、卫星移动通信网及卫星本地数据网络(即星上的边缘计算网络),主要负责与地面通信、任务处理及数据传输。

在整体工作逻辑上,整个架构由3个核心部分组成:

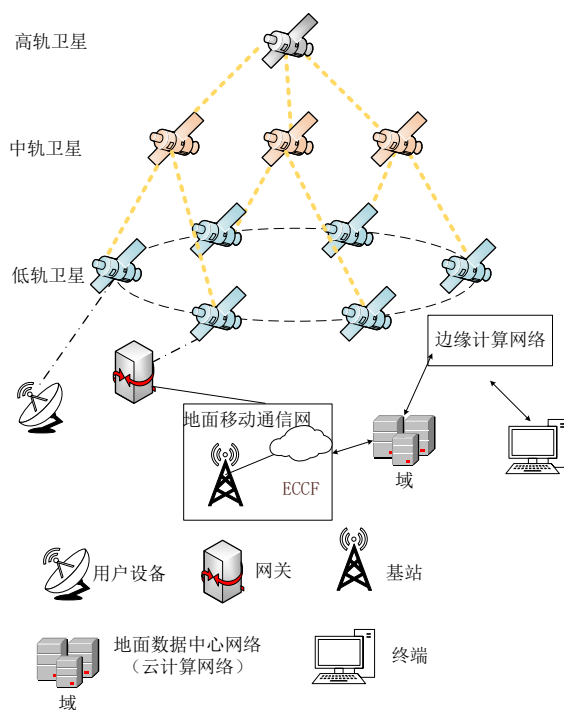


Fig. 1 Four level collaborative architecture of "cloud-edge-terminal-star"

图1 “云—边—端—星”四级协同架构

①星载计算单元负责提供算力支持;②分布式控制平面负责全局资源调度和拓扑管理;③虚拟化资源池负责资源抽象与服务编排。卫星网络由星载计算单元提供算力支持。星载计算单元包含异构计算模块(FPGA处理定制算法, Jetson负责模型推理)、通信模块(激光收发器、Ka波段相控阵天线)和能源管理模块。当任务到达时,先依据任务类型选择计算方式,并将结果储存到本地,再根据是否转发决定通信方式。星载计算单元任务处理流程如图2所示。

分布式控制平面负责跨卫星、地面节点来优化分配算力资源,实时维护动态网络连接状态,主要通过分层控制架构与动态拓扑更新机制进行工作。其中,分层控制架构包含地球静止轨道(Geostationary Earth Orbit, GEO)主控制器与区域控制器, GEO主控制器采用容错设计运行Raft共识协议。同时,基于5个节点(3个活跃节点+2个备份节点的)的集群策略存储全资源目录。

Raft共识协议是一种分布式一致性协议,用于管理分布式系统的日志复制,确保多个节点间数据的一致性,通过选举领导者和日志复制机制简化共识过程。区域控制器管理500 km半径内的LEO卫星群,本地决策响应时间可小于50 ms。动态拓扑更新机制基于TLE数据与摄动模型(SGP4)模型,可预计算未来10 min的卫星位置,并根据带宽、距离等因素评估链路质量 $Q_{link}^{[2]}$ 。

$$Q_{link} = \frac{B \cdot \log_2(1 + SNR)}{D^{1.5}} \cdot e^{-\alpha r} \quad (1)$$

式中: B 为带宽; D 为距离; α 为衰减因子; SNR 为信噪

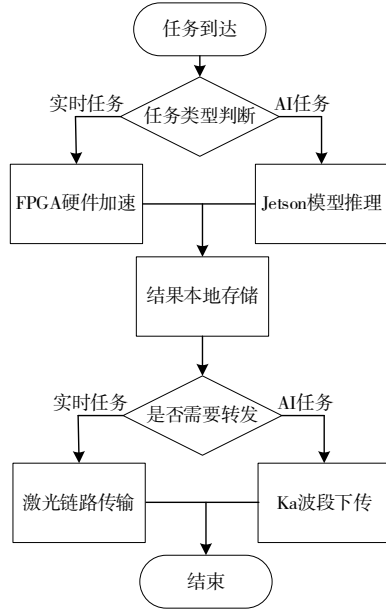


Fig. 2 Task processing flow of onboard computing unit

图2 星载计算单元任务处理流程

比; t 为时间。

分布式控制周期性地接收各节点的资源状态,利用动态粒子群优化(Dynamic Particle Swarm Optimization, DP-SO)算法生成调度方案,通过下发路由表与任务分配指令,帮助计算任务合理分配资源,提升计算效率。虚拟化资源池将异构算力统一为可调度单元,并跨域构建端到端服务功能链、算力度量模型,定义卫星计算单元(Satellite Compute Unit, SCU)来衡量算力。

$$1SCU = \frac{1TFLOPS \cdot h}{1Wh} \cdot \mu_{task} \quad (2)$$

式中: $TFLOPS$ 为每秒浮点运算次数; μ_{task} 为任务类型适配因子;AI推理取0.8;加密计算取1.2;SCU能同时兼顾算力与能效。

虚拟化资源池对卫星资源与地面资源进行抽象,使用基于改进的Kubernetes框架的服务编排引擎,扩展调度器支持SCU度量,并开发自定义资源定义(Custom Resource Definition, SatCRD)来描述卫星服务。以灾害应急为例,编排流程为卫星图像采集→星上预处理→地面AI分析→无人机指令生成。

1.2 动态拓扑管理

卫星算力网络的动态性源于低轨卫星的高速运动(轨道周期约90~120 min,相对地面速度7.8 km/s),为了确保卫星算力网络高效运行,需要精确计算未来时段的星间/星地链路状态,在动态网络中寻找最优的任务传输路径,避免卫星节点因负载不均而过早耗尽能源^[4-7]。

为此,本文提出基于轨道预测与时变图模型的动态拓扑管理方法进行卫星轨道动力学建模,构建时变图模型。同时,结合改进的动态粒子群路由算法和相应的容错机制,协同进行动态拓扑管理。

首先,卫星轨道动力学建模采用简化摄动模型预测卫

星位置。

$$\begin{cases} \ddot{r} = -\frac{\mu}{r^3} r + a_{pert} \\ a_{pert} = a_{drag} + a_{solar} + a_{moon} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mu = 3.986 \times 10^{14} m^3/s^2$ 为地球引力常数; a_{pert} 包含大气阻力、太阳辐射压等摄动力。

实验验证,在10 min时,预测的位置误差在0.12 km以内,速度误差在0.03 m/s以内;在1 h时,预测的位置误差在1.5 km以内,速度误差在0.25 m/s以内。

其次,时变图模型定义的拓扑图 $G(t)$ 由节点集 $V(t)$ 和边集 $E(t)$ 组成,节点集包含所有卫星和地面站,边集表示当两节点间距离小于通信阈值时建立的连接。

$$G(t) = (V(t), E(t)) \quad (4)$$

节点权重 $w_e(t)$ 为:

$$w_e(t) = \alpha \cdot \frac{C_{free}(t)}{C_{total}} + \beta \cdot \frac{E_{remain}(t)}{E_{max}} \quad (5)$$

式中: C_{free} 为剩余计算资源; C_{total} 为总计算资源,单位TFLOPS; E_{remain} 为剩余能量; E_{max} 为总能量,单位Wh;系数 $\alpha + \beta = 1$,默认情况下 $\alpha = 0.6, \beta = 0.4$ 。

边权重 $w_e(t)$ 为:

$$w_e(t) = \frac{1}{B(t)} + \lambda \cdot \frac{d(t)}{d_{max}} \quad (6)$$

式中: $B(t)$ 为当前可用带宽,单位为Gbps; $d(t)$ 为传播时延,单位为ms; λ 为时延敏感系数,默认为0.8。

在卫星算力网络的动态拓扑环境中,传统路由协议中的开放式最短路径优先(Open Shortest Path First, OSPF)、无线自组网按需平面距离向量路由协议(Ad hoc On-Demand Distance Vector Routing, AODV),因收敛速度慢、能耗不均衡等问题难以满足实时性需求^[8-11]。为此,本文提出一种动态粒子群路由算法(Dynamic Particle Swarm Optimization, DPSO),结合粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)的群体智能特性与动态拓扑自适应机制,实现高效低耗的路由决策效果。

DPSO的核心思想是将网络中的可行路径编码为粒子群,通过迭代优化粒子位置,即通过路径选择来逼近全局最优解。相较于传统的PSO而言,DPSO对卫星网络的高动态性的原因为:①动态编码机制:粒子位置采用可变长序列编码,可支持节点数量动态变化的路径表示;②拓扑事件驱动更新:当卫星节点移动导致链路状态变化时,触发粒子群重初始化,保留历史最优解的30%作为精英粒子,以加速收敛;③能耗均衡约束:在适应度函数中引入节点剩余能量惩罚项,避免低电量卫星被过度使用。

在粒子编码时,每个粒子代表一条候选路径,其位置向量定义为 $X_i = [v_s, v_1, v_2, \dots, v_k, v_d]$, v_s, v_d 分别为源节点与目的节点,速度编码 $V_i = \{\Delta v_j\}$ 表示节点跳变的概率分布,用于指导路径探索方向。

路径优劣通过综合链路质量与节点负载进行评估:

$$F(X_i) = \sum_{j=1}^k \left[\frac{1}{B(v_j, v_{j+1})} + \lambda \cdot d(v_j, v_{j+1}) \right] + \theta \cdot \sum_{j=1}^k \max \left(0, \frac{C_{used}(v_j)}{C_{total}(v_j)} - \tau \right) \quad (7)$$

式中: (v_j, v_{j+1}) 为节点间可用带宽, 单位为 Gbps; $d(v_j, v_{j+1})$ 为传播时延, 单位为 ms; $C_{used}(v_j)$ 为节点已使用的计算资源; λ 为时延权重; θ 为节点负载惩罚因子; τ 为负载阈值, 默认为 0.7。

当检测到拓扑变化时, 保留历史最优解的 30% 作为精英粒子, 避免优质解丢失。同时, 对剩余非精英粒子执行变异操作, 以概率 $p_m = 0.2$ 随机替换路径中一个节点, 并随机选择路径中一个位置替换掉相邻可用节点, 以增强模型跳出局部最优的能力。当连续 10 代最优适应度变化 < 1% 时算法收敛。

本文在 STK/NS3 联合仿真平台上构建包含 100 颗低轨卫星的测试场景 (轨道高度 550 km, 倾角 53°), 用来比较 DPSO 与传统算法的性能, 如表 1 所示。由此可知, DPSO 在拓扑变化频率为 1 次/min 的动态场景下, 相较于 OSPF 收敛速度提升 43.3%, 且通过负载均衡机制将卫星节点寿命延长了 19.8%。

Table 1 Comparison of algorithm performance

表 1 算法性能比较

算法	收敛时间/s	路径代价	能耗均衡度
OSPF	21.8	15.4	0.69
ACO	18.5	14.6	0.73
DPSO	12.2	13.1	0.81

为了降低星上计算开销, 设计两级分布式部署方案: ①星载轻量级决策器, 用于执行局部路径维护与快速重路由; ②地面集中式训练器, 定期接收卫星状态数据并更新 DPSO 参数模型, 通过星地链路下发权重文件。

由于太空情况复杂且现阶段卫星通信还存在一定的缺陷, 卫星节点有可能出现失效或链路中断的突发情况。为此, 设计了两级恢复策略: ①路由快速重启, 在本地缓存 3 条备用路径, 使用 Bloom Filter 压缩路径状态信息使存储开销降低 72%, 保证切换时间在 50 ms 以下; ②全局重构, 使用控制器收集故障信息、更新拓扑图, 并触发 DPSO 算法重新计算最优路径集。

表 2 为恢复策略性能测试的测试结果。由此可知, 两级恢复策略能以较快的速度和较低的数据丢失率恢复通信链路。

Table 2 Performance testing of recovery strategy

表 2 恢复策略性能测试

故障类型	回复时间/ms	数据丢失率/%
单节点失效	48	0.00
星间链路中断	52	0.03
区域控制器宕机	120	0.12

2 关键技术研究

2.1 星地协同计算模型

本文为了优化星地资源利用率, 提出动态任务分类卸载算法 (Dynamic task classification offloading algorithm, DT-COA), 核心在于建立任务特性与资源状态的匹配机制。通过特征提取模块多维度分析计算任务, 包括: ①时延敏感度, 基于任务截止时间构建优先级队列; ②计算强度, 定义复杂度因子 $\rho = \frac{\text{操作数}}{\text{数据量}}$; ③数据依赖性, 采用图神经网络建模任务间的依赖关系。

由于任务卸载的决策需要综合考虑时延、能耗与资源约束。为此, 本文提出任务卸载效益函数帮助模型进行多目标优化, 支持动态决策。当函数值 > 1 时, 任务选择本地处理; 当函数值 ≤ 1 时, 触发分层卸载机制, 即先进行星间协作, 再进行地面卸载。

$$\max \sum_{i=1}^n \left[\frac{Q_i \cdot \alpha_i}{T_{本地}^i} - \gamma \cdot \left(\frac{E_{传输}^i}{E_{max}} \right) \right] \quad (8)$$

式中: Q_i 为任务 i 的优先级权重; α_i 为任务类型系数; 时延敏感型取 1.5; 计算密集型取 0.8; $T_{本地}^i$ 为任务在卫星本地处理的理论时延; $E_{传输}^i$ 为任务卸载至地面产生的传输能耗; E_{max} 为卫星单轨周期最大允许能耗; γ 为能耗惩罚因子, 根据卫星实时剩余能量进行动态调整。

对于时延敏感型任务 (自动驾驶实时定位等), 采用星载优先策略, 利用卫星搭载的 NVIDIA Jetson AGX Orin (算力 200 TOPS, 功耗 30 W) 进行本地处理。实验表明, 在 SAR 图像目标检测任务中, 星载处理的时延仅为地面回传方案的 38%。对于气候模拟、设计分层卸载机制等计算密集型任务, 首先由卫星完成数据预处理 (降噪、压缩等), 其次通过激光星间链路 (带宽 1.2 Tbps) 将中间结果传输至邻近卫星, 最后由地面超算中心执行大规模数值计算。

2.2 强化学习资源调度

由于卫星网络拓扑高速变化, 传统马尔可夫决策过程 (Markov Decision Process, MDP) 可能难以处理多智能体协同问题。由于卫星节点仅掌握局部状态信息, 例如剩余能量与链路质量, 因此将其拓展为部分可观测马尔可夫决策过程 (Partially Observable Markov Decision Process, POMDP)。

同时, 考虑到优化时延、能耗、负载均衡等目标, 传统单智能体方法收敛困难, 故采用多智能体深度确定性策略梯度 (Multi agent deep deterministic policy gradient, MADDPG) 调度框架^[12-15]。MADDPG 框架是对 MDP 的扩展与升级, 将卫星节点建模为独立智能体, 通过集中式训练一分布式执行架构实现协同。在训练阶段, 每个智能体能观察其他智能体的动作和状态, 可学到更有效的策略; 在执行阶段, 智能体只依赖自身的观测进行决策, 保持了分布

式控制的特性,既提升了训练速度,又保证了有效性。

本文对 MADDPG 框架进行调整,在 MADDPG 中嵌入图神经网络,利用卫星拓扑的图结构特性加速策略学习,对混合观测空间进行建模,使每个智能体的观测空间包含局部与全局信息。其中,局部观测 s_i^l ,使用卫星剩余能量、CPU 负载、缓存队列长度进行描述;全局观测 s_i^g ,使用星座拓扑矩阵 $A(t) \in \{0, 1\}^{N \times N}$ 、地面负载分布热力图进行描述。

由此可知,最终观测向量 $s_i = [s_i^l, s_{embed}^g]$, s_{embed}^g 为图卷积网络生成的拓扑嵌入向量。复合奖励函数由时延奖励、能效奖励、负载惩罚 3 部分组成。

$$R_t = \omega_1 \cdot e^{-\frac{T_{delay}}{T_{QoS}}} + \omega_2 \cdot \frac{E_{saved}}{E_{total}} - \omega_3 \cdot \sum_{i=1}^N I(U_i > 90\%) \quad (9)$$

式中: $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 为权重系数; $I(\cdot)$ 为示性函数。

为了提升算法的收敛性与鲁棒性,训练过程采用课程学习(Curriculum Learning, CL)策略。初期,固定拓扑(轨道周期冻结)与小规模任务流;中期,引入轨道动力学扰动;后期,采用泊松分布的随机爆发任务流。

本文在 NS3 仿真平台上构建包含 120 颗卫星的星座环境,试验结果如表 3 所示。由此可知, MADDPG 框架相较于传统贪心算法,在能源效率和任务完成率上分别提升 77.7%、29.0%。当卫星节点失效 20% 时, MADDPG 通过邻居节点协作可将任务丢失率控制在 5% 以内(DQN 方案达 27%),能有效应对卫星节点失效等异常场景。

Table 3 Comparison test results of algorithm simulation

表 3 算法仿真比较试验结果

算法	任务完成率	平均时延	能量效率	拓扑变化适应时间
	/%	/ms	/Wh/TFLOPS	/s
MADDPG	98.7	142	3.2	8.3
DQN	83.2	218	2.1	22.7
贪心算法	76.5	305	1.8	34.9

2.3 安全通信机制

卫星算力网络在开放的空天环境中面临严峻的安全威胁,包括星地链路窃听、服务功能链劫持及数据隐私泄露等风险。为了解决这些问题,采用量子—经典混合安全服务链,通过深度融合量子密钥分发、动态加密编排与隐私计算技术,构建端到端的安全防护体系,以增强卫星算力网络的通信安全。

实验中的卫星载荷搭载 1 550 nm 激光器,通过偏振编码生成量子态,随机插入诱骗态以抵抗光子数分离攻击。卫星利用信标光实时补偿大气湍流引起的偏振畸变,校准频率为 10 Hz。本文采用 Cascade 协议进行密钥纠错,结合 Toeplitz 矩阵哈希提取最终密钥,误码率阈值设定为 $QBER_{th} = 1.5\%$ 。同时,依托墨子号量子科学试验卫星平台,在 1 200 km 星地链路中实现 4.2 kbps 的安全密钥生成速率,以满足 ITU-T Y.3800 的标准。

本文将密钥更新周期动态调整为:

$$T_{update} = \min\left(\frac{L_{key}}{R_{key}}, T_{pass} - 30s\right) \quad (10)$$

式中: L_{key} 为密钥池容量; T_{pass} 为卫星过顶时间。

在 SDN/NFV 框架下,基于深度包检测与流量特征分析实时评估链路风险等级,根据威胁程度自适应使用不同类型算法。其中,低风险时使用 SM4 国密算法;中风险使用量子密钥加密;高风险下启用抗量子加密。此外,当卫星移出地面站视野时,通过预共享的量子密钥建立临时加密通道,提前重构服务链,降低传输延迟。

本文在 NS3 仿真环境中构建攻击测试场景,以验证安全性。具体为,在场景中部署了 10 个被动窃听节点,混合安全服务链密钥泄露概率为 2.1×10^{-6} ,相较于经典的 RSA 加密算法方案降低了 4 个数量级,具体信息如表 4 所示。

Table 4 Comparison test results of security mechanisms

表 4 安全机制比较试验结果

指标	量子-经典混合安全服务链	IPSec/VPN 方案
密钥泄露概率	2.1×10^{-6}	3.4×10^{-2}
加密时延/ms	1.3	4.7
抗量子攻击能力	支持	不支持

3 实验结果与评估

3.1 实验性能

为了验证卫星算力网络的性能,在 STK/NS3 连合仿真平台进行仿真,通过 STK 11.6 模拟轨道动力学,利用 NS3 3.36 实现网络协议栈。卫星节点采用 6U 立方星,星载计算单元采用 NVIDIA Jetson AGX Orin, 32 GB LPDDR5,功耗为 30 W,支持 CUDA 11.4。地面基站采用 5G NSA 架构, 100 MHz 带宽。比较结果如表 5 所示。

Table 5 Comparative test results

表 5 比较试验结果

指标	SatCompued	传统方案
任务完成率/%	98.7	76.2
能源效率(SCU)	3.2	1.8
路由收敛时间/s	12.3	21.7

由表 5 可知,本文所提架构相较于传统方案,在任务完成率(提升 22.5%)、能源效率(提升 77.8%)、路由收敛时间(缩短 43.3%)上优势明显。

3.2 典型应用

本文所述的融合低轨卫星的算力网络架构可应用于现实中的多个领域。在电力方面,可应用于偏远无公网地区的巡检业务,通过无人机的卫星定位完成自主巡检。在应急场景中,可帮助地面快速重建通信,通过遥感图像分析受灾情况,支援工作人员进行抢救、灾后重建等活动。

在其他方面,可协助进行气象分析,例如台风路径预测等,显著降低预测响应时间;帮助科考探索队处理计算任务,通过远程连接超算数据中心来协助各项任务开展。在军事通信领域,可保障通讯覆盖广泛与安全。

4 结语

本文针对传统地面算力网络覆盖不足、动态调度效率低等问题,提出融合低轨卫星通信的云边协同算力网络架构,通过“云—边—端—星”四级协同模式,实现了空天地资源的高效整合。在架构设计上,通过星载计算单元与分布式控制平面协同工作,实现了动态任务卸载与全局资源优化;采用DPSO算法与两级容错机制的动态拓扑管理,显著提升了路由效率与网络鲁棒性;结合基于强化学习的MADDPG框架与图神经网络优化多目标资源调度,兼顾了时延、能耗与负载均衡;量子—经典混合安全机制为开放空天环境提供了端到端的防护。

实验表明,本文所提架构相较于传统方案,在任务完成率(提升22.5%)、能源效率(提升77.8%)、路由收敛时间(缩短43.3%)上优势明显,可有效支撑应急救援、远洋通信等场景。目前,卫星算力网络仍处于发展阶段,仍有许多问题亟需解决。在星载硬件可靠性方面,随着商用GPU的发展,其算力容量将进一步提升,此时卫星算力能源短缺的问题也将更为突出。在协议方面,现有ITU/3GPP标准未定义算力调度接口,空天地网络算力接口有待进一步标准化^[16]。未来,将重点突破抗辐射芯片与6G集成技术,推动全球算力网络从“地面覆盖”向“空天泛在”演进。

融合卫星通信的算力网络不仅是技术演进的必然选择,更是应对全球数字化转型、提升国家战略竞争力的关键,其必要性体现在解决传统通信瓶颈、扩展应用场景、优化资源调度,以及为未来6G和空天地一体化奠定基础。随着“星算计划”等项目的推进,有望在未来3~5年内实现突破性进展。

参考文献:

- [1] KIM T, KWAK J, CHOI J P. Satellite edge computing: architecture and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 16(9): 14938–14951.
- [2] NI W Y, ZHAO Y A, JIAN C, et al. Simulation analysis of SGP4 analytical orbit model accuracy[J]. China Radio, 2024(12): 43–50.
倪文钰,赵延安,简晨,等. SGP4解析轨道模型精度仿真分析研究[J]. 中国无线电, 2024(12): 43–50.
- [3] XU S Y, YANG L. Multi UAV assisted mobile edge computing trajectory design based on multi-agent deep reinforcement learning[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(5): 1–9.
徐少毅,杨磊. 基于多智能体深度强化学习的多无人机辅助移动边缘计算轨迹设计[J]. 北京交通大学学报, 2024, 48(5): 1–9.
- [4] KONG M Y, ZHANG Y S, DONG F H. Research on low earth orbit satellite network computing power routing based on deep reinforcement learning[J]. Computer Measurement and Control, 2025, 33(2): 286–292, 316.
孔梦燕,张亚生,董飞虎. 基于深度强化学习的低轨卫星网络算力路由研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(2): 286–292, 316.
- [5] LIU G W. Research on routing optimization algorithm for low earth orbit satellite networks based on federated deep reinforcement learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [6] ZHU J C. Research on routing optimization of low earth orbit satellite networks based on deep reinforcement learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [7] XIA T. Research on deterministic delay routing algorithm for low earth orbit satellite constellation network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
夏天. 低轨卫星星座网络确定性时延路由算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- [8] XIE Z H, LAI J X, ZHUANG X C, et al. Adaptive optimization mechanism of federated learning resources for unmanned aerial vehicle digital twin edge network[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2024, 41(4): 61–69.
谢正昊,赖健鑫,庄晓鹏,等. 面向无人机数字孪生边缘网络的联邦学习资源自适应优化机制[J]. 广东工业大学学报, 2024, 41(4): 61–69.
- [9] ZHOU Q. Research on real time distribution network voltage optimization control method based on multi agent deep reinforcement learning[J]. Electrical Industry, 2024(5): 40–44.
周荃. 基于多智能体深度强化学习的实时配电网电压优化控制方法研究[J]. 电器工业, 2024(5): 40–44.
- [10] LIU Z Y. Research and implementation of computing network planning and scheduling mechanism integrating satellite networks[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
刘哲言. 融合卫星网络的算力网络规划调度机制的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
- [11] SONG Y Q, XU H, LIU X F, et al. Cloud edge collaborative network architecture and key technologies for 6G satellite ground fusion[J]. Integrated Information Network of Heaven and Earth, 2023, 4(3): 3–11.
宋雅琴,徐晖,刘险峰,等. 面向6G星地融合的云边协同网络架构和关键技术[J]. 天地一体化信息网络, 2023, 4(3): 3–11.
- [12] DENG P K, ZHANG T X, SHI N X, et al. Star computing network – new development of integrated computing power fusion network in space, sky, and earth[J]. Telecommunication Science, 2022, 38(6): 71–81.
邓平科,张同须,施南翔,等. 星算网络——空天地一体化算力融合网络新发展[J]. 电信科学, 2022, 38(6): 71–81.
- [13] WANG L M. Research on computing power network resource allocation algorithm based on network slicing[D]. Handan: Hebei University of Engineering, 2024.
王来明. 基于网络切片的算力网络资源分配算法研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2024.
- [14] HAN D R. Research on key technologies of cooperative transmission in satellite ground integrated network[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2023.
韩戴如. 星地融合网络中协同传输关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2023.
- [15] WANG H. Research on dynamic routing algorithm for low earth orbit satellite networks based on graph neural networks[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [16] KANG S L, MIAO D S, SUO S Q, et al. Design and key technologies of air space integrated system for 6G[J]. Information and Communication Technology and Policy, 2022(9): 18–26.
康绍莉,缪德山,索士强,等. 面向6G的空天地一体化系统设计和关键技术[J]. 信息通信技术与政策, 2022(9): 18–26.

(责任编辑:刘嘉文)