

低轨通信星座分域网络感知优化方法

邸 航^{1,2}, 董 涛^{1,2}, 刘志慧^{1,2}, 魏硕彤^{1,2}, 张启维^{1,2}, 张丁允^{1,2}

(1. 航天恒星科技有限公司空间信息体系与融合应用全国重点实验室, 北京 100095;

2. 北京卫星信息工程研究所, 北京 100095)

摘 要: 低轨通信星座网络资源异构时变、业务需求多样导致网络资源适配难, 亟须高效的网络感知优化方法。针对星座负载轻的冷点区域, 提出一种多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法, 动态求解域内最佳主动感知路径, 扩大冷点区域感知范围, 支撑网络感知能力提升。针对负载重的热点区域, 提出基于星上队列资源感知的分步优化算法, 分别通过优化节点感知频次与上报节点选择, 降低感知开销与上报时间, 最终支持冷热点分域网络的感知优化。

关键词: 低轨通信星座; 带内网络遥测技术; 冷热点区域; 网络感知优化方法

中图分类号: V19

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025021

Optimization Method for Network Awareness in Different Domains of LEO Communication Constellation

DI Hang^{1,2}, DONG Tao^{1,2}, LIU Zhihui^{1,2}, WEI Shuotong^{1,2}, ZHANG Qiwei^{1,2}, ZHANG Dingyun^{1,2}

1. State Key Laboratory of Space Information System and Integrated Application, Space Star Technology Co., Ltd., Beijing 100095, China

2. Beijing Institute of Satellite Information Engineering, Beijing 100095, China

Abstract: The heterogeneous and time-varying characteristics of network resources in LEO communication constellation, as well as the diversities of service requirements, make it difficult to allocate network resources. Therefore, efficient network awareness optimization methods are urgently needed. For cold domain with lower load pressure, a multi-source dynamic awareness domain partitioning and efficient awareness aggregation algorithm is proposed. By dynamically solving the optimal active awareness path within the domain, the awareness range is expanded to support the improvement of network awareness capability. For the hot domain with higher load pressure, a stepwise optimization algorithm based on on-board queue resource awareness is proposed, which reduces awareness overhead and reporting time by respectively optimizing node awareness frequency and the selection of reporting nodes, ultimately supporting the awareness optimization of cold and hot domains in the constellation.

Keywords: LEO communication constellations, in-band network telemetry technology, cold and hot domains, network awareness optimization methods

0 引言

随着低轨通信星座规模的不断扩大, 星座中用以提供高质量网络服务的带宽、计算、存储等网络资源种类日益丰富。然而, 星座拓扑具有高速动态变化的特点,

使得星座中的资源相比于地面网络具有复杂的时间和空间特征分布。且星上资源有限而业务的资源需求存在较大差异, 进一步对星座资源精准高效管控提出了更高的要求^[1]。因此, 需对星座中各节点资源状态以及整网网络状态进行高效感知, 通过获取全局资源感知信息保障

收稿日期: 2025-01-20; 修回日期: 2025-04-30

通信作者: 董涛, dongtaoandy@163.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62331027); 中国科协青年人才托举工程 (No.2022QNRC001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62331027), Young Elite Scientists Sponsorship Program by CAST (No. 2022QNRC001)

网络服务质量,动态适配各类业务资源调度问题,以满足资源受限场景下的灵活资源管理需求。网络感知技术已成为当前实现低轨通信星座资源精准管控的重要前提及关键技术。

网络感知是指对网络中节点资源状态的近实时或周期性数据采集、网络状态分析、异常故障检测与排除以及服务性能验证,以保障网络的高效性、安全性和稳定性^[2]。网络感知主要由采集测量和上报两部分组成,按照感知方式的不同可分为主动感知、被动感知以及混合感知^[3]。主动感知通过主动发送探针至指定目标进行感知,但感知开销较大;被动感知通过监听和分析流量数据中的采集信息进行本地状态感知;混合感知则通过主被动感知模式切换实现动态感知。带内网络遥测(In-band Network Telemetry, INT)技术是一种低开销、轻量化的混合感知方式^[4],当业务流经节点时将节点资源及网络状态采集信息写入遥测数据包中,并随业务一同传输至地面,完成随路数据采集与上报。近年来,INT因其强大的可编程能力、快速的便捷部署以及精细化的感知粒度在地面网络已有广泛应用^[5],但在低轨通信星座中相关研究仍处于起步阶段。

现有基于INT的网络感知优化方法应用于低轨通信星座时,一方面,针对业务路径进行动态规划,进而优化感知覆盖范围^[6],如参考文献[7]利用欧拉路径规划算法解决低轨卫星网络中感知信息上报路径规划问题,降低感知路径重复度。参考文献[8]设计了一种针对巨型星座的网络遥测感知系统,通过区域划分进行感知资源分配,可有效提升感知传输数据量。另一方面,通过对感知资源的优化分配,如精细化感知对象、最大化感知数据等^[9],提升网络感知能力。参考文献[10]设计了一种以INT为核心的网络感知架构并实现网络拥塞和流量的动态感知。然而,上述研究仅考虑路径上感知过程的优化,并未考虑不同区域间采用INT时所面临的感知需求差异。由于INT技术是一种感知数据跟随业务一同传输的感知方法,因此星座中用户分布不均所造成的区域间业务密集程度不同会使INT感知效果产生差异^[11]。具体的,对于业务数量较多的区域,每当有业务流经节点时便利用INT技术进行星上状态感知,导致区域内节点感知较为频繁并产生较大的感知开销,造成感知资源的浪费。然而,对于业务数量较少的区域,只有部分节点在业务流经时方可写入感知数据,其他时段节点可能处于长时间闲置状态,无业务流入的情况也使得地面管控中心中该节点星上资源状态更新存在较大时延或无法更新。因此,针

对上述问题,基于INT技术进行网络感知时,需充分考虑星座中不同区域间差异化的感知需求,以更好地适应动态网络环境,从而提升感知效率。

本文提出了一种低轨通信星座分域网络感知优化方法,将星座中负载压力较大的区域定义为热点区域,负载压力较小的区域定义为冷点区域,为满足不同区域下差异化的感知需求,基于INT技术分别提出不同的感知优化方法,以优化区域感知能力。针对冷点区域中感知覆盖节点数量较少且部分节点感知时效性差的问题,提出一种多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚(Multi-source Dynamic Awareness Domain Partitioning and Efficient Awareness Aggregation, MDADP-EAA)算法,通过为感知路径上的各节点动态划分感知域,基于整数线性规划方法动态求解各感知域内最佳主动感知汇聚路径,使得各感知域内的感知数据以较低开销汇聚至路径上节点并随INT感知数据一同传输,进而提升随路感知的感知覆盖范围。同时,对于热点区域中节点频繁感知所造成的资源浪费以及热点区域部分节点拥塞所导致的上报实时性差的问题,提出了一种基于星上队列资源感知的分步优化(Stepwise Optimization Algorithm Based on On-board Queue Resource Awareness, SPQRA)算法,通过结合星上队列状态和感知时间阈值动态调整热点区域节点感知频次,并以最大化上报效率为目标,基于队列状态构建优化函数动态选取最佳感知上报节点,降低感知上报时间,优化热点区域感知能力。本文主要贡献如下。

(1) 提出一种面向冷点区域的多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法。基于感知时间和感知开销约束进行感知域的动态划分,并针对各感知域采用整数线性规划方法动态求解最佳多源感知汇聚路径,降低感知域内路径重复度与感知开销,提升冷点区域感知覆盖范围。

(2) 提出一种面向热点区域的基于星上队列资源感知的分步优化算法。以节点差异化感知时延为时间阈值,结合星上感知频次时间间隔动态调整节点感知频次,并基于星上队列长度和感知数据长度选取最佳感知数据写入对象。同时,基于区域内不同节点星上队列长度构建优化函数,动态选取最佳感知上报节点,从而提升热点区域感知效率。

1 冷热点区域网络模型

1.1 网络模型

低轨通信星座中包含 N 颗低轨卫星,且存在卫星集

合 $S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_N\}$, 节点间采用无线通信构建星间链路, 并用 L_{ij} 表示节点 i 到节点 j 间的链路距离。考虑到星座拓扑的动态性, 将固定时间范围划分为 M 个时间片, 以 τ 为时间间隔构建时隙集合 $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_M\}$, 各个时隙下网络拓扑视为静态拓扑。利用任务元组 $\{Z, P_{\text{link}}\}$ 表示星座中的流量业务, 其中 Z 为业务编号集合, P_{link} 为业务传输路径集合。

由于星座中负载分布不均, 不同区域间负载压力呈现较大差异。星座中产生的海量业务数据经过多跳传输后将在指定区域进行星地回传, 即卫星快速过顶时方可完成业务传输, 否则数据需在星上进行等待。此时, 大量业务集中于此区域导致区域负载压力上升, 并发生网络拥塞问题。因此, 将单位时间内流经业务较多的区域定义为热点区域^[12]。同时, 基于区域内的功能差异, 进一步将热点区域细分为核心区域和上报区域, 上报区域的节点可通过星地链路回传业务数据及感知数据至地面信关站, 而核心区域则为业务从冷点区域汇聚至上报区域时所集中分布的区域范围。对于星座中其他区域, 由于星座规模较大, 卫星节点呈稀疏分布。此时, 同等数量的业务部署于此区域中会产生业务密集程度较低的问题, 即部分节点负载压力较小或无业务流经, 此区域可被定义为冷点区域。星座中冷热点区域卫星数量分别为 C 和 H , 且 $N = C + H$ 。在相同业务数量下, 冷热点区域业务覆盖情况分别为 F/C 及 F/H , 热点区域的负载压力约为冷点区域的 C/H 倍。将冷热点区域单位时间内业务到达数量定义为业务到达率 λ_c 及 λ_h , 则区域内节点的感知频次与业务到达率和节点稀疏程度呈正比, 即存在 $f_c \propto \lambda_c/C$, 且 $f_h \propto \lambda_h/H$ 。由于 $\lambda_c < \lambda_h$, 且 $C > H$, 则 $f_c \ll f_h$, 说明业务密集程度将极大地影响区域节点感知频

次。低轨通信星座冷热点区域分布模型如图1所示。

1.2 传输模型

对于星座内的任一业务, 通过星间链路传输业务的节点传播时延为

$$t_{\text{pro}}^j = \frac{L_{ij}}{C} \forall L_{ij} \in L \quad (1)$$

其中, L_{ij} 为路径上节点间的距离, C 为无线传输速率。而当前节点向下一节点发送数据包的过程中所消耗的时间为节点传输时延

$$t_{\text{trans}}^j = \frac{\text{Data}_z}{\varphi} \quad (2)$$

其中, Data_z 为业务数据大小, φ 为交换机发送速率。同时, 当业务流经节点时, 感知信息写入时间远小于传输时延和传播时延, 元数据写入时间可设为定值 t_w 。因此从源节点开始, 业务到达各节点的时间存在时间集合 $t_F = (t_{F_1}, t_{F_2}, t_{F_3}, \dots, t_{F_k})$, 且 t_{F_i} 可被表示为

$$t_{F_i} = \sum_{j=1}^i (t_{\text{pro}}^j + t_{\text{trans}}^j + t_w) \quad (3)$$

2 面向冷点区域的多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法

本节针对冷点区域中业务分布密集程度较小, 网络负载压力较低的场景下, 区域中部分节点因流经业务较少或长时间未有业务流经导致节点感知频次较少, 进而使得节点感知数据更新存在较大时延的问题, 提出了多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法。通过为感知路径上的各个节点动态划分感知域, 并对域内的多节点主动感知路径规划问题进行优化, 扩大感知范围, 并减少感知域内感知开销。

2.1 随路感知路径的感知域动态划分模型

星座中采用INT技术进行网络感知, 各节点将星上

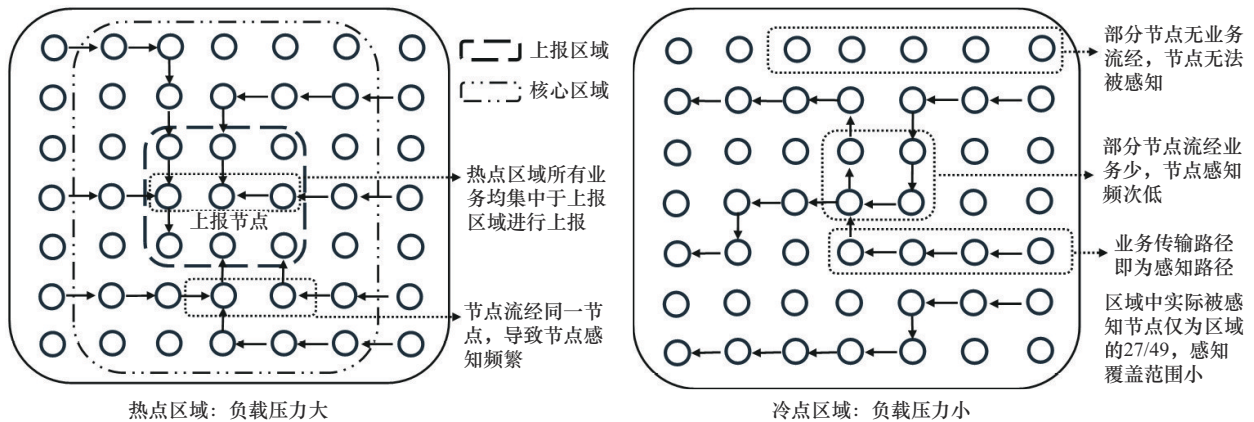


图1 低轨通信星座冷热点区域分布模型

资源状态写入感知数据包并随业务一同传输的模式可定义为随路感知, 因此传输路径即为感知路径。针对感知路径上 $P_z = \{S_{p1}, S_{p2}, \dots, S_{pi}\}$ 的各个节点, 为各节点 S_{pi} 设定了节点感知域 A_i , 该感知域包含了节点 S_{pi} 周边的其他节点, 且并不包含感知路径上的节点。节点感知域内的其他节点将作为感知发起节点, 通过发送主动感知探测包进行域内各节点资源状态的感知, 并最终在节点 S_{pi} 处汇聚, 由该节点对域内感知数据进行整合并共同写入业务中的感知数据包。由式(3)可知, 业务到达各节点的时间为 t_{Fi} 。为了不影响汇聚节点正常业务的传输, 各节点感知域内的感知信息到达 S_{pi} 的时间应小于业务到达该节点的时间, 即存在时间约束

$$t_{Fi} \geq t_{A_i}^{\max} \quad (4)$$

其中, $t_{A_i}^{\max}$ 为域内感知范围边界节点感知数据到达节点 S_{pi} 的最大时间。设节点感知域内共有 V 个边界节点, 存在边界节点集合 $V_S = \{V_{s1}, V_{s2}, \dots, V_{sv}\}$, 且各边界节点到达 S_{pi} 的路径集合为 $P_{V_S} = \{P_{V_{s1}}, P_{V_{s2}}, \dots, P_{V_{sv}}\}$,

则 $t_{A_i}^{\max}$ 计算公式为

$$t_{A_i}^{\max} = \max \sum_{ij \in P_{V_S}} \frac{L_{ij}}{C} \quad (5)$$

其中, L_{ij} 表示节点 i 到节点 j 间的链路距离。因此通过时间约束可确定节点感知域的各边界节点, 即节点感知域范围。各边界节点向节点 S_{pi} 主动发送遥测数据包, 且路径上的节点均可对遥测数据包进行感知信息的写入操作, 实现节点感知域内的主动感知。同时, 主动探测包优先级较低, 节点优先满足其他业务传输需要。这意味着, 如果路径上节点有其他业务流到达或产生突发业务, 则优先执行业务传输, 主动探测包的感知数据写入及传输过程需在星上等待。节点感知域划分流程如图2所示。

然而, 基于上述分域过程, 随着业务的不断传输, 业务到达时间 t_{Fi} 不断增大, 易导致路径上靠后节点所对

应的节点最大感知域范围不断增大且相互叠加, 易出现感知开销显著增加以及部分节点重复感知的问题^[13]。因此, 感知范围的选取以及范围内节点重复度问题将影响整体的感知效果。考虑到感知域范围内各感知过程是由边界节点主动发起的, 各节点向目标节点 S_{pi} 汇聚路径的跳数分别为 $h = \{h_1, h_2, h_3, \dots, h_V\}$, 边界节点个数同跳数成正比, 即跳数增加会相应扩展边界节点个数。感知域范围内可覆盖的节点数为

$$B(V) = \bigcup_{i=1}^V P_{V_{si}}, P_{V_{si}} \in P_{V_S} \quad (6)$$

其中, 函数对应功能为求取并集。同时, 定义节点感知域内网络感知开销

$$C_{\text{total}}(V) = \sum_{i=1}^V \frac{h_i \cdot (1 + h_i)}{2} \cdot (c_{\text{trans}} + c_{\text{proc}}) \quad (7)$$

其中, c_{trans} 为单跳节点传输成本, c_{proc} 为单个节点数据处理成本。同时, 为了量化各节点的感知开销, 定义单位感知域内开销成本为优化目标

$$E(V) = \frac{C_{\text{total}}(V)}{B(V)} = \frac{\sum_{i=1}^V \frac{h_i \cdot (1 + h_i)}{2} \cdot (c_{\text{trans}} + c_{\text{proc}})}{\bigcup_{i=1}^V P_{V_{si}}} \quad (8)$$

则感知域划分优化函数为

$$\min E(V)$$

$$\text{s.t. } C1: h_i \leq h_{\max}$$

$$C2: \sum_{i=S_{p1}}^{S_{pn}} C_{\text{total}}^i \leq L_{\text{thr}}$$

$$C3: B(V)_{S_{p(i-1)}} \cap B(V)_{S_{pi}} = 0, \forall S_{pi} \in P_z \quad (9)$$

其中, 约束 $C1$ 为跳数约束, 由式(5)可知存在最大感知范围, 则最大跳数不能超过最大感知范围边界; $C2$ 为 INT 路径开销约束, 由于业务数据包头中的 INT 遥测数据包所能承载的感知信息数量有限, 且为了不影响业务的正常传输, 设置了业务感知数据包长度阈值 L_{thr} , 则各节点感知域内感知信息的累加和不应超过感知数据包的承载

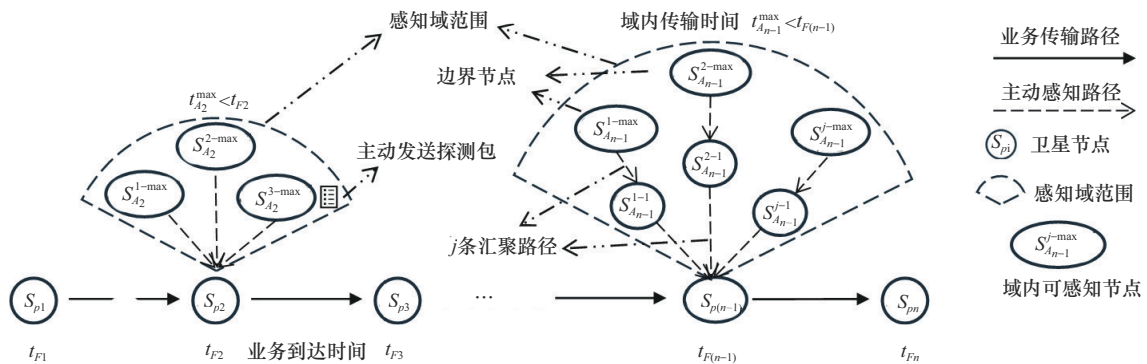


图2 节点感知域划分流程

能力。C3为节点重复度约束，即为了防止相邻感知域所产生的节点叠加问题，若节点已在之前的感知域内，则将其在下一感知域中删除，保证覆盖范围无重合。

根据优化函数和约束可知，对各节点而言，尽管路径中靠后节点的最大感知范围较大，但为了最小化感知域内的开销，且受限INT感知信息的承载能力，感知优化范围将被限制在较小跳数范围内。同时，考虑到拓扑规模较小，计算复杂度较低，采用启发式搜索算法，在有限跳数内遍历所有可能的跳数值，计算后选取最小值，对各个节点感知域进行动态优化。具体算法见算法1所示。

算法1 随路感知路径的感知域动态划分算法

- 1: 初始化网络环境，生成业务传输路径 P_s
- 2: 遍历路径上各个节点 **do**:
- 3: 利用时间约束确定各节点感知域的最大感知范围
- 4: 搜索边界节点并统计其数量 V
- 5: 计算各边界节点到目标节点 S_{pi} 的跳数集合 h
- 5: 遍历 h 内的所有跳数 **do**:
- 6: 计算各节点感知域单位感知范围内开销成本 $E(V)$ ，并选取最小值
- 7: **end**
- 8: **end**
- 9: 输出路径上各节点感知域感知开销以及覆盖节点数量

2.2 基于整数线性规划的感知域内高效感知汇聚算法

对于路径上动态分域后的节点感知域而言，感知域中的边界节点所发送的主动探测包经过路径 P_{V_s} 到达节点 S_{pi} 的过程中，主动感知路径上易出现节点重复感知问题。因此，为了优化主动感知路径，原有问题可转化为多源路径中间节点重复性最小化问题。考虑到感知域内拓扑规模较小，且同一时间需针对多个感知域的路径进行规划，需要较低的计算复杂度，本文通过引入整数线性规划^[14]的方法对多源路径规划问题进行优化求解。定义路径边变量 $f_{P_{V_s}, e_i}$ 表示路径 P_{V_s} 是否使用边 e_i

$$f_{P_{V_s}, e_i} = \begin{cases} 0, & e_i \notin P_{V_s} \\ 1, & e_i \in P_{V_s} \end{cases} \quad (10)$$

定义节点使用变量 $X_{P_{V_s}, u_i}$ 表示路径 P_{V_s} 是否经过中间节点 u_i

$$X_{P_{V_s}, u_i} = \begin{cases} 0, & u_i \notin P_{V_s} \\ 1, & u_i \in P_{V_s} \end{cases} \quad (11)$$

其中， U 为中间节点集合。则目标优化函数为

$$\begin{aligned} \min & \sum_{u_i \in U} \sum_{i=1}^V X_{P_{V_s}, u_i} \\ \text{s.t. } & \text{C1: } \sum_{e \in \theta^-(u)} f_{P_{V_s}, e_i} = \sum_{e \in \theta^+(u)} f_{P_{V_s}, e_i} \\ & \text{C2: } \sum_{e \in \theta^-(S_s)} f_{P_{V_s}, e_i} - \sum_{e \in \theta^+(S_s)} f_{P_{V_s}, e_i} = 1 \\ & \text{C3: } \sum_{e \in \theta^-(S_t)} f_{P_{V_s}, e_i} - \sum_{e \in \theta^+(S_t)} f_{P_{V_s}, e_i} = 1 \\ & \text{C4: } X_{P_{V_s}, u_i} \leq \sum_{e \in \theta^-(u) \cup \theta^+(u)} f_{P_{V_s}, e_i} \\ & \text{C5: } \sum_{e \in \theta^-(u)} f_{P_{V_s}, e_i} \leq 1, \sum_{e \in \theta^+(u)} f_{P_{V_s}, e_i} \leq 1, \forall k_i \in k, e_i \in e \end{aligned} \quad (12)$$

其中，C1、C2、C3为流量守恒约束， $\theta^-(u)$ 表示流入节点 u 的流量， $\theta^+(u)$ 表示流出节点 u 的流量。C1表述每条路径上流量流经节点时流入和流出的流量大小应保持一致；C2则表示对于源节点 S_s ，流出减流入的流量，即净流出为发送业务流量；C3则表示对于目标节点 S_t 流入减流出的流量，即净流入为接收业务流量。C4为节点使用约束，若路径 P_{V_s} 经过节点，则 $X_{P_{V_s}, u_i} = 1$ 。C5为路径约束，定义路径不重复访问节点。

基于上述模型构建感知域内高效感知汇聚算法。当业务开始传输时计算该业务到达各个节点的时间，并以此为时间约束，以传输路径上每个节点作为汇聚节点选取相应感知域范围。其中，节点对应感知域最大范围边界节点到达汇聚节点的时间应小于业务到达时间，且根据单位感知范围内开销成本优化感知域边界。各边界节点均可向汇聚节点发送主动探测包，并通过多条路径将感知域内各节点感知数据传输至汇聚节点。为了降低多源路径的感知开销，通过节点重复度判断路径是否可以合并，并根据可合并路径上 e_i 的重复度判断是否存在共用路径以及非共用路径，其中非共用路径单独进行主动感知，共用路径则将感知信息整合并一同传输，直到所有节点均被覆盖，且节点重复度最低。具体算法如算法2所示。

算法2 感知域内高效感知汇聚算法

- 1: 基于算法1对INT路径上各个节点动态划分感知域 A_i
- 2: 遍历路径上各个节点的每个感知域 **do**:
- 3: 根据感知域内各边界节点和目标节点 S_{pi} 计算路径集合 P_{V_s}
- 4: 依据节点在各个路径中的使用次数判断是否能将部分路径进行合并

- 5: 依据边的使用次数以及路径跳数判断是否有相同路径共用路径
- 6: 如果有相同路径 **then**:
- 7: 节点合并处之前的路径保持不变, 之后的路径进行合并
- 8: 主动感知数据也在该节点合并
- 9: **else**:
- 10: 单独保留不重复路径
- 11: **end**
- 12: 更新感知域内所有路径, 直至收敛
- 13: **end**

3 面向热点区域的基于星上队列资源感知的分步优化算法

本节针对热点区域中业务分布密集程度高、网络负载压力较大场景下, 区域中部分节点频繁有业务流经所导致的节点感知频次较多, 以及上报区域中网络拥塞所造成的感知上报开销大且实时性差的问题, 结合星上队列状态以及队列业务中感知数据长度构建优化目标函数, 提出基于星上队列资源感知的分步优化算法, 动态调整感知频次以及上报区域感知上报节点选择, 以较低的感知频次和较少的感知上报时间实现相同的感知效果, 实现感知效率的提升。

3.1 热点区域感知频次动态优化模型

星座中所有业务均需向热点区域汇聚, 通过核心区域进入, 并在上报区域经由星地链路回传至地面, 导致整个热点区域节点的星上业务排队队列较长, 节点负载压力较大。同时, 由于多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法扩大了冷点区域业务路径上的感知范围, 各业务所携带的感知数据包长度也显著增加。对热点区域而言, 若在每个业务流经时均进行感知数据写入, 则会导致同一节点在短时间内进行多次重复感知并造成感知资源的浪费, 因此需对热点区域节点的感知频次进行动态调整。

对于热点区域的各节点而言, 业务到达上报区域节点的时间可通过式(3)计算, 该节点距离上报区域最近节点的业务到达时间为 $t_{S_j}^{\min}$, 距离上报区域最远节点的业务到达时间为 $t_{S_j}^{\max}$, 即业务在到达该节点后会在 $[t_{S_j}^{\min}, t_{S_j}^{\max}]$ 时间范围完成上报, 因此以此区间作为感知频次时间阈值, 且每个节点不尽相同。同时, 各卫星实时统计距离该节点上次完成感知操作后的时间差 $t_{S_j}^c$ 。星上队列集合

为 $Q(S_j) = \{Q_{S_j}^1, Q_{S_j}^2, \dots, Q_{S_j}^r\}$, 各个队列中多个业务的感知数据包长度为 $L_Q(q_i) = \{l_{q_1}, l_{q_2}, \dots, l_{q_r}\}$ 。热点区域内各节点通过时间阈值触发函数进行动态分层决策, 其计算公式为

$$\text{Action} = \begin{cases} 0, & t_{S_j}^c \leq t_{S_j}^{\min} \\ \arg \min \left(\sigma \cdot \frac{Q(S_j)}{Q_{\max}} + \rho \cdot \frac{L_Q(q_i)}{L_{Q_{\max}}} \right), & t_{S_j}^{\min} < t_{S_j}^c < t_{S_j}^{\max} \\ Q_{S_j}^1, t_{S_j}^c \geq t_{S_j}^{\max} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $Q_{\max}$ 为星上队列最大容量, $L_{Q_{\max}}$ 为数据包允许的最大感知数据长度, σ 、 ρ 为优化权重, 且 $\sigma + \rho = 1$ 。上述函数表示当 $t_{S_j}^c \leq t_{S_j}^{\min}$ 时, 当前节点无须进行感知写入操作; 当 $t_{S_j}^c \geq t_{S_j}^{\max}$ 时, 当前节点因为长时间未进行感知, 则立即在队列中靠前业务 $Q_{S_j}^1$ 的感知数据包中写入节点感知数据; 当 $t_{S_j}^{\min} < t_{S_j}^c < t_{S_j}^{\max}$ 时, 则依据优化函数选取队列中最佳的业务数据包进行感知数据写入。

3.2 上报区域上报节点动态选择模型

星座中所有业务在一定时隙范围内汇聚至上报区域进行上报, 此过程中上报区域负载压力过大会产生网络拥塞, 而上报过程中各节点因感知数据包长度差异, 易出现感知负载不均衡的问题, 且感知数据到达拥塞节点时无法实现及时的感知上报。针对上述问题, 提出上报区域上报节点动态选择模型。

针对任一业务路径中属于上报区域的节点集合为 $P_R = \{S_{r1}, S_{r2}, \dots, S_{rw}\}$, S_{rw} 为目标上报节点。 $Q_s(S_j)$ 表示上报区域各卫星的星上队列长度, $L_s(q_i)$ 表示各卫星星上业务的感知数据包长度。同上文基于队列长度和感知数据包长度进行决策一样, 构建本地星上决策函数

$$f_s(S_j) = \omega \cdot \frac{Q_s(S_j)}{Q_{s\max}} + \varphi \cdot \frac{L_s(q_i)}{L_{s\max}} \quad (14)$$

且 $Q_{s\max}$ 为上报区域中各节点星上队列最大容量, $L_{s\max}$ 表示该卫星上的数据包允许最大感知数据长度。则区域优化函数为

$$\begin{aligned} \min & \sum_{S_j \in P_R} [x_s(S_j) \cdot f_s(S_j)] \\ \text{s.t.} & \text{C1: } \sum_{S_j \in P_R} x_s(S_j) \leq 1 \\ & \text{C2: } x_s(S_j) \cdot (L_s(S_j) + L_{\text{new}}) \leq \alpha L_{s\max} \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $x_s(S_j)$ 为路径单上报约束决策变量, 且 $x_s(S_j) \in \{0, 1\}$, 分别表示当前节点在本时刻是否进行上

报。C1为上报约束，保证路径上只上报一次，避免重复上报导致资源浪费；C2为星上感知数据容量约束， L_{new} 为待写入感知数据长度，即业务中原有感知数据包长度和即将上报的感知数据长度之和不能超过感知数据阈值，且 $\alpha < 1$ ，保证预留了一定的缓冲余量，避免溢出。

3.3 基于星上队列资源感知的分步优化算法

本节针对上述模型构建基于星上队列资源感知的分步优化算法。首先，对于所有进入热点区域的业务，以节点感知频次时间阈值及感知操作时间差判断当前节点是否需要将节点资源状态进行感知写入，并通过对星上队列状态和各业务中感知数据包长度的实时采集，判断感知数据的目标写入数据包。其次，随着业务进入上报区域，沿着感知路径选取星上队列长度相对较小的节点，且选取该节点队列中感知数据长度较小的数据包进行写入。具体算法如算法3所示。

算法3 基于星上队列资源感知的分步优化算法

- 1: 生成多条业务并计算其在热点区域内的传输路径
- 2: 判断当前路径上节点是否属于上报区域，若不是do:
- 3: 计算节点上报时间范围 $[t_{S_j}^{\min}, t_{S_j}^{\max}]$ 以及节点上次进行感知操作后的时间差 $t_{S_j}^c$
- 4: 若 $t_{S_j}^c \leq t_{S_j}^{\min}$ 则无须进行节点感知，若 $t_{S_j}^c > t_{S_j}^{\min}$ then:
- 5: 立即在队列中靠前业务 $Q_{S_j}^1$ 进行感知数据写入
- 6: else:
- 7: 基于式(13)选取星上最佳数据包进行感知数据写入
- 8: end
- 9: else:
- 10: 依据式(15)选取最佳上报节点以及节点上最佳可写入数据包
- 11: 判断是否满足上报约束和容量约束
- 12: end
- 13: 输出路径上各节点感知频次以及最佳上报节点位置

4 实验结果与分析

本节对所提方法进行仿真实验，并对结果进行分析，模拟了一个包含293个节点的低轨通信星座，包含极轨道和倾斜轨道两部分，倾斜轨道的轨道高度为550 km，轨道倾角为 50° ，共19个轨道面，每个轨道面包含11颗卫星。极轨道的轨道高度为560 km，轨道倾角为 86.5° ，共

6个轨道面，每个轨道面包含14颗卫星。其中冷点区域包含244颗卫星，热点区域包含49颗卫星且上报区域包含9颗卫星。在星座中最大部署200个业务，业务路径平均跳数为10跳。每个感知数据包头固定为52字节，每个节点所插入元数据长度不超过8个字节。

此外，在本实验中为不同算法设置了不同的对比算法，针对本文所提的MDADP算法采用INT算法进行对比，针对本文所提的EWA算法采用主动探测（Active Telemetry, AT）算法以及基于Euler回路（INT-EULER）的路径规划算法^[4]，针对本文所提的SPQRA算法采用基于带内网络遥测的目标节点上报（TNR）算法^[4]以及上报区域就近节点上报（NR）算法^[15]进行对比。

首先，对冷点区域中MDADP算法与INT方法的感知节点覆盖率进行对比。如图3左侧曲线所示，在相同业务数量下本文所提MDADP算法的节点覆盖率相比于INT算法更高，当业务数量为60个时，所提算法的节点感知覆盖率提升了60%。当业务数量为100个时，MDADP算法即可实现冷点区域中100%的节点覆盖。而INT算法覆盖范围受限于业务传输路径范围，即业务数量较少时部分节点无业务流经，此时无法对节点进行感知，当业务数量为200个时，此时业务数量足够多，方可实现区域节点的全覆盖。

图3右侧曲线为区域节点平均感知频次对比，随着业务数量的增加，MDADP算法要明显优于INT方法，即相同业务数量下MDADP算法可以提升节点的感知频次，避免冷点区域节点长时间无法感知的问题。以业务数量为100个为例，INT算法感知覆盖范围内平均每个节点感知频次约为3次，而MDADP算法感知覆盖范围内平均每个节点感知频次约为9次，即感知频次提升了2倍。因此通过感知域的划分，不仅扩大了感知范围，还可提升域内节点感知频次，提升区域内感知效率。

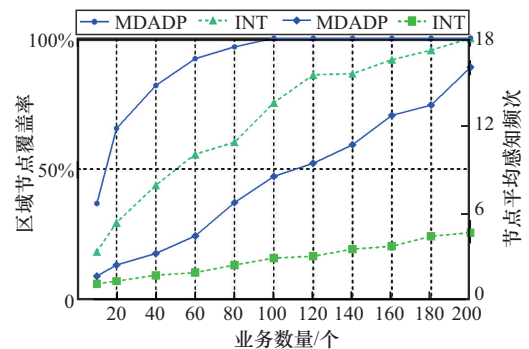


图3 区域节点覆盖率及节点平均感知频次对比

图4为节点感知域内不同路径规划算法下所产生的感知开销对比。以一条传输路径上存在的10个节点感知域为例,从图4可以看出,感知域进行范围动态划分,各感知域内覆盖节点数量存在差异,导致感知开销不同,但本文所提方法在不同域内的感知开销均小于其他两种对比算法。具体的,1号感知域感知开销接近于0是由于在时间约束下此节点无法生成节点感知域,因此将本节点感知信息进行写入。对于其他感知域而言,AT算法会由边界节点发起主动感知,不仅感知数据包数量多,而且包含大量重复路径,其感知开销最大。INT-Euler算法可降低路径中边的重访次数,但仍存在路径重合以及感知数据包冗余问题。本文的EWA算法通过感知路径的合并和节点处感知数据包的合并,减少感知数据包头带来的大额开销及路径上的重复感知。以感知域8为例,EWA算法相比于AT算法感知开销可降低65%,相比于INT-Euler算法可降低40%。

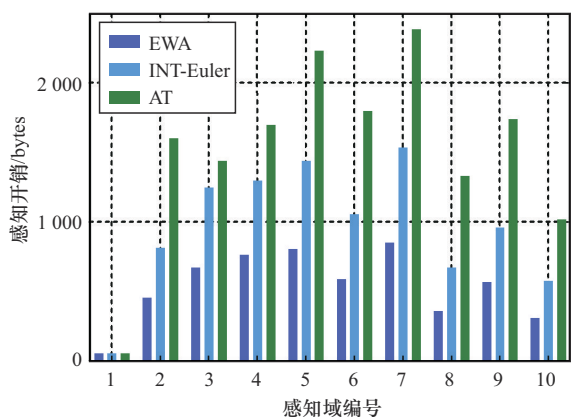
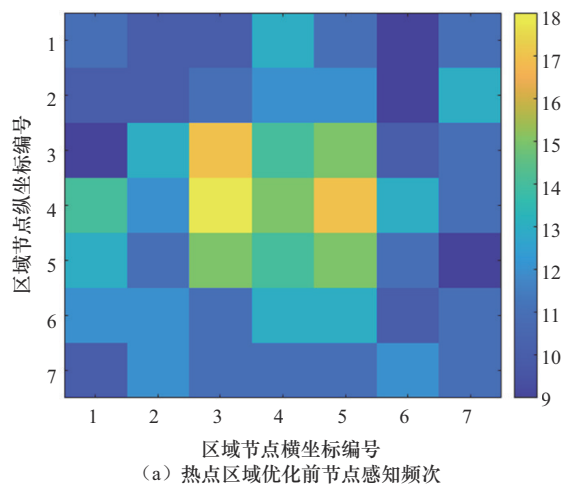


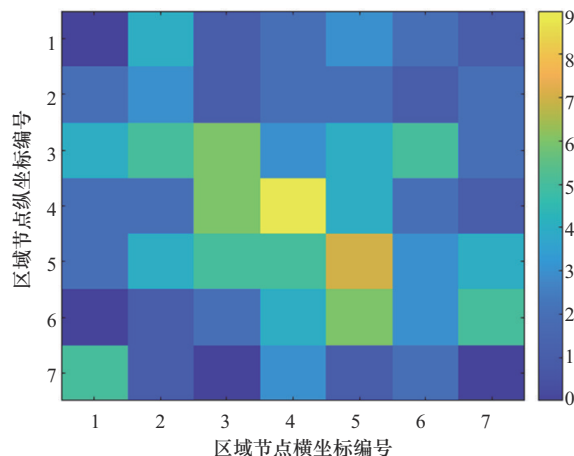
图4 节点感知域内不同路径规划算法下所产生的感知开销对比

图5展示了热点区域采用INT方法以及SPQRA算法后节点感知频次的对比。纵横坐标乘积为区域节点编号,代表节点在热点区域的位置,中心的9个节点所属为上报区域。从图5中可以看出,热点区域整体感知频次较高,且上报区域节点的感知频次明显高于其他节点。且通过两个图对比可知优化前节点最大感知频次为18次,而优化后节点最大感知频次为9次,最大感知频次降低了50%,避免了热点区域部分节点频繁感知所造成的资源浪费。从图5(b)可以看出,优化后各节点的感知频次明显降低,且上报区域的平均感知频次相较于优化前降低了57%。对于整个热点区域而言,优化后节点的平均感知频次相较于优化前降低了70%。这是由于原有INT方法每当有业务流经时就会进行节点感知操作,而所提算

法通过设置时间阈值降低节点感知频次,并可保障相同时间内热点区域节点的感知需求,降低了热点区域的感知压力。



(a) 热点区域优化前节点感知频次



(b) 热点区域优化后节点感知频次

图5 热点区域采用INT方法以及SPQRA算法后节点感知频次的对比

图6展示了热点区域的平均上报时间和感知开销对比。本文所提SPQRA算法在平均上报时间和感知开销方面均优于两种对比算法。具体的,从图6左侧可以看出,TNR算法选择在目标节点上报,其传输路径可能会因跨多个上报区域节点而导致上报时间较久。NR算法为就近上报算法,在进入上报区域后直接上报,但是部分上报节点星上队列较长,导致等待时间较久。SPQRA算法综合考虑了节点位置和星上队列情况,其平均上报时间相比于TNR可降低24%,相比NR可降低11%。图6右侧为平均感知开销对比,由于SPQRA会进行感知数据的整合,因此其感知开销相比于TNR可降低58%,相

比 NR 可降低 47%。因此，在一定的时间范围内，SPQRA 算法可降低热点区域平均上报时间，提升上报的实时性，并可降低区域内感知开销，降低热点区域的感知压力。

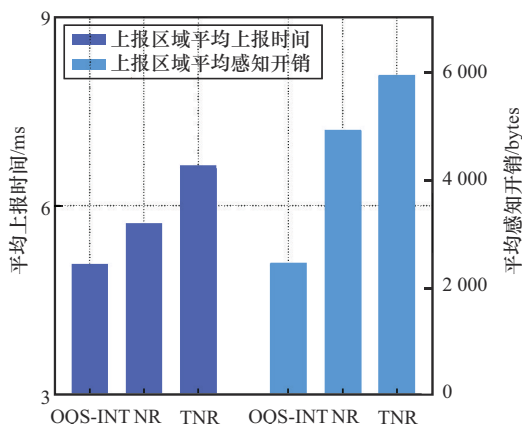


图6 热点区域的平均上报时间和感知开销对比

5 结束语

本文提出了一种低轨通信星座分域网络感知优化方法，解决了星座不同负载区域中的差异化感知需求问题。针对冷点区域，提出了一种多源感知域动态划分及域内高效感知汇聚算法，通过动态划分感知域并基于整数线性规划方法对域内主动感知汇聚路径进行动态优化，可提升冷点区域感知节点覆盖数量，并降低节点感知域内的感知开销。针对热点区域，提出了一种基于星上队列资源感知的分步优化算法，基于星上队列信息分别对区域节点感知频次以及上报区域节点动态选择进行优化，减少热点区域节点感知频次，并降低上报区域的平均上报时间以及上报开销。本文所提方法可有效满足网络中负载差异化场景下的感知需求，实现了面向整网的分域协同感知优化。

参考文献：

[1] 3GPP. Solutions for NR to support non-terrestrial networks (NTN): TR 38.821[S]. 2021.

[2] MEKKI M, ARORA S, KSENTINI A. A scalable monitoring framework for network slicing in 5G and beyond mobile networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022, 19(1): 413-423.

[3] 吕鸿润, 李清, 沈耿彪, 等. 带内网络遥测方法综述[J]. 软件学报, 2023, 34(8): 3870-3890.

LYU H R, LI Q, SHEN G B, et al. Survey on in-band network telemetry[J]. Journal of Software, 2023, 34(8): 3870-3890.

[4] KIM C, SIVARAMAN A, KATTA N, et al. In-band network telemetry via programmable data planes[C]//ACM SIGCOMM. [S.l.: s.n.], 2015.

[5] MOSTAFAEI H, AFRIDI S. P4 Flow: monitoring traffic flows with programmable networks[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(11): 3546-3550.

[6] CASTRO A G, LORENZON A F, ROSSI F D, et al. Near-optimal probing planning for in-band network telemetry[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(5): 1630-1634.

[7] LIU J C, ZHANG T, MA J J. SDN-based in-band network telemetry for low-orbit satellite networks[C]//Proceedings of the 2023 11th International Conference on Intelligent Computing and Wireless Optical Communications (ICWOC). Piscataway: IEEE Press, 2023: 86-90.

[8] ZENG G M, ZHAN Y F, XIE H R, et al. Resource allocation for networked telemetry system of mega LEO satellite constellations[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(12): 8215-8228.

[9] HOHEMBERGER R, CASTRO A G, VOGT F G, et al. Orchestrating in-band data plane telemetry with machine learning[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(12): 2247-2251.

[10] PAN H J, YAO H P, MAI T L, et al. Scalable traffic control using programmable data planes in a space information network[J]. IEEE Network, 2021, 35(4): 35-41.

[11] DONG C Y, XU X, LIU A J, et al. Load balancing routing algorithm based on extended link states in LEO constellation network[J]. China Communications, 2022, 19(2): 247-260.

[12] MARCHESE M, PATRONE F, CELLO M. DTN-based nanosatellite architecture and hot spot selection algorithm for remote areas connection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 689-702.

[13] ZHANG P N, XIAN Z Y, LIAO M J, et al. Adaptive routing mechanism for LEO satellite network based on control domain partition[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2025, 9(1): 70-82.

[14] QU Q Y, LIU K X, LI X J, et al. Satellite observation and data-transmission scheduling using imitation learning based on mixed integer linear programming[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(2): 1989-2001.

[15] KIM C, SIVARAMAN A, KATTA N, BAS A. In-band network telemetry via programmable data planes[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM Conference on Posters and Demos. [S.l.: s.n.], 2015.

[作者简介]



邸航 (1996-), 男, 中国空间技术研究院博士生, 主要研究方向为卫星网络资源管控、卫星网络资源感知和卫星网络资源分配等。



魏硕彤 (2000-), 男, 中国空间技术研究院硕士生, 主要研究方向为卫星网络及控制器部署等。



董涛 (1975-), 男, 航天恒星科技有限公司研究员, 主要研究方向为卫星通信、卫星网络等。



张启维 (1995-), 男, 航天恒星科技有限公司工程师, 主要研究方向为卫星通信、卫星网络、MIMO空口模拟等。



刘志慧 (1989-), 女, 航天恒星科技有限公司研究员, 主要研究方向为空间通信与网络、异构网络资源管控和网络资源感知等。



张丁允 (2000-), 女, 中国空间技术研究院硕士生, 主要研究方向为卫星网络及智能路由技术等。