

低轨卫星星座网络路由选择算法综述

- [1] Zhang T, Li H, Zhang S, et al. STAG-based QoS support routing strategy for multiple missions over the satellite networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019,67(10): 6912-6924.
- [2] 汪昊,冉泳屹,赵雷,等.基于深度图强化学习的低轨卫星网络动态路由算法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2023,35(04):596-605.
- [3] H.Uzunalioglu, I.F.Akyildiz, Y.Yesha, W.Yen.Footprint handover rerouting protocol for LEO satellite networks, ACM Baltzer Journal of Wireless Networks(WINET), October, 1999:327 ~ 337.
- [4] FRAIRE J A, MADDOERY P, BURLEIGH S, et al. Assessing contact graph routing performance and reliability in distributed satellite constellations[J]. Journal of Computer Networks and Communications, 2017.
- [5] NISHIYAMA H, KUDOH D, KATO N, et al. Load balancing and QoS provisioning based on congestion prediction for GEO/LEO hybrid satellite networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2011, 99(11): 1998-2007.
- [6] 朱立东,张勇,贾高一.卫星互联网路由技术现状及展望[J].通信学报,2021,42(08):33-42.
- [7] Yan Z, et al. Topology Design for GNSSs Under Polling Mechanism Considering Both Inter-Satellite Links and Ground-Satellite Links[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(2): 2084-2097.
- [8] 林武城.基于强化学习的低轨卫星网络路由算法研究[D].广州大学,2023.
- [9] Zhou J, Gong X, Sun L, et al. Adaptive Routing Strategy Based on Improved Double Q-Learning for Satellite Internet of Things[J]. 2021.
- [10] 赵晶蕊,刘江,张然,等.基于蚁群算法的LEO卫星网络QoS优化路由[J].无线电通信技术, 2021.
- [11] 方芳,吴明阁.全球低轨卫星星座发展研究[J].飞航导弹,2020,(05):88-92+95.
- [12] 陈全,杨磊,郭剑鸣,等.低轨巨型星座网络:组网技术与研究现状[J].通信学报,2022,43(05):177-189.
- [13] Stallings, W. 数据与计算机通信(第9版)[M]. 电子工业出版社, 2015:276-292.
- [14] 吴署光,王宏艳,王宇,等.低轨卫星网络路由技术研究分析[J].卫星与网络,2021,(09):66-74.
- [15] 郑爽,张兴,王文博.低轨卫星通信网络路由技术综述[J].天地一体化信息网络,2022,3(03):97-105.
- [16] 低轨卫星星座设计方法综述

引言

卫星通信利用卫星作为中继站进行地面无线电通信。相较于地面通信,卫星通信具有通信距离远、覆盖范围广、不受地理条件限制等优势。这些特性使其成为一种关键的通信方式,在全球通信中占据重要地位。通信卫星根据其轨道高度可以分为对地静止轨道(GEO)卫星、中轨道卫星(MEO)和低轨道卫星(LEO)。

早期的通信卫星主要在地面轨道上运行,一颗卫星可以覆盖地球表面的三分之一,三颗卫星即可实现全球覆盖。尽管GEO轨道有许多优点,但也存在轨道和频率资源严重不足、信号传播延时长、传播损耗大等问题。因此,自20世纪90年代以来,利用LEO轨道建设卫星通信系统逐渐成为发展热点[16]。20世纪末,像铱星和全球星这样的星座计划掀起了第一代低轨星座网络的浪潮。如今,大规模的卫星星座包括美国的GPS、俄罗斯的GLONASS、欧洲的伽利略以及中国的北斗系统。

在地面通信网络中，经典的路由选择算法包括Dijkstra算法和Bellman-Ford算法。常见的路由策略包括固定路由、泛洪路由、随机路由和自适应路由[12]。由于低轨卫星的轨道高度较低，导致其轨道周期短，网络拓扑变化快，传统的地面网络路由无法适应低轨卫星网络的高度动态特性。为适应动态变化的网络拓扑，并保证低轨卫星通信的质量，各类路由技术相继被提出。

低轨卫星星座

低轨卫星星座具有的优势包括：

- **低时延(Low latency)**: 一般低轨卫星轨道高度大致在 1000 km，是MEO(8000km)的八分之一，因此可将时延从大于 200 ms 降低至几十乃至十几毫秒，能够与地面网络相提并论[11]。
- **通信宽带化(Broadband communication)**: 为适应日益增长的宽带业务需求，新兴低轨星座网络广泛采用Ku、Ka及以上频段。卫星采用高通信频段、相控阵多波束、频率复用等技术大幅提高通信带宽，使单星容量可达数十Gbps，全网容量可达Tbps量级[12]
- **Lower path losses and power requirement**: 高通信频率和低轨道高度可实现地面终端天线小型化，节省功率和减少路径损耗。

路由选择算法

不同学者从不同角度对LEO卫星路由技术进行分类。参考文献[14]根据卫星之间进行数据传输之前是否需要建立连接，将路由分为面向连接和面向无连接的路由；参考文献[15]根据卫星需求不同，以业务为核心和以拓扑为核心两个角度介绍LEO路由技术。

基于图论的传统路由算法

基于覆盖域划分的路由算法

在低轨道卫星（LEO）网络中，卫星的快速移动导致覆盖区域不断变化。这种动态特性使得正在进行的通信需要频繁切换到新的卫星。每次切换时，都必须更新连接路径，以确保通信不中断。这就引发了所谓的重路由问题。覆盖域切换重路由协议(FHRP) [3] 分为路径增强（Route Augmentation）和覆盖域重路由（Footprint Rerouting）两个阶段，旨在维持初始路径的最优性，而无需在每次卫星切换后重新执行路由算法。FHRP 利用卫星初始路径的覆盖区域（footprints）作为参考进行重路由，确保切换后的新路径仍然保持最优。

通过仿真研究表明，FHRP 在处理切换时能显著降低呼叫阻塞概率，尤其是切换呼叫的阻塞率。同时，FHRP 在各种流量模式下都表现出一致的优异性能。

基于拓补结构的路由算法

LEO卫星网络中卫星节点周期性运动，拓扑结构不断变化，但同时具有可预测性。针对这一特性，众多学者以拓扑为核心将LEO卫星路由划分为**静态路由算法**和**动态路由算法**。静态路由算法不考虑网络拓扑结构的变化，在时间和空间上对卫星网络进行划分。动态路由算法由网络中信息传递实时计算和更新路由表，灵活适应网络拓扑和负载变化。

接触图路由（Contact Graph Routing, CGR）算法[4]是一种典型的静态路由算法，通过在时空域上划分LEO卫星网络来屏蔽网络拓扑的动态特性。

动态路由算法获知卫星网络的实时状态信息，并将路由算法不断优化，提出基于卫星拓扑动态性及可预测性的路由算法。参考文献[5]基于拥塞控制，设计了一种**基于拥塞预测QoS感知路由**，以同时适应实时和非实时流量，有效提高卫星网络的效率，提升用户的QoS满意度。

基于服务质量保障QoS路由算法

卫星网络具有间歇性连接、大规模时延和时变拓扑等特点，这些特性严重影响了具有流量或延迟要求的任务数据的传输。

现有的基于中继的接触图路由 (contact graph routing, CGR)方法[4]不能保证大量数据的传输。为了减少传输时间，文献[1]提出了一种基于**存储时间聚合图的算法 (storage time aggregated graph, STAG)**来解决时变网络的最大流问题。STAG算法通过建立网络和任务模型，定义流量约束，并计算任务的路由优先级，最终寻找多条最大化流量的路径来在可接受的传输延迟内完成任务数据的传输。这个过程包括对网络资源在时间和空间维度上的描述，任务开始和结束过程的建模，以及确保任务流量不会超出网络容量和节点存储限制的多重约束。

STAG算法能够有效地匹配稀缺的网络资源，确保任务的QoS，并提高任务完成率和资源利用率。这种路由技术的核心在于它能够适应网络的动态变化，并为多任务传输提供了一种有效的解决方案。

基于人工智能的路由算法

卫星互联网的路由策略，一般可以认为是多目标规划的优化类问题，随着卫星网络规模的增加，其计算复杂度也随之增高，路由空间的搜索难度进一步加大。当对更多要素进行考量时，如优化目标既包括QoS要求，又要考虑卫星网络链路状态时变、干扰等因素时，会进一步加大路由的难度。传统的路由设计方案通常是基于网络流量特征的人工建模，并在此基础上有针对性地设计路由策略。然而，当前网络流量具有复杂的时空分布波动性，人工建模难度极大[6]。

基于启发式算法的路由选择技术

启发式算法是一类基于直觉或经验构建的算法，旨在以可接受的计算复杂度（时间复杂度和空间复杂度）内，提供优化问题的近似最优解。常见的启发式算法包括模拟退火算法、蚁群算法和遗传算法等。与传统方案相比，启发式算法在解决网络路由等NP难问题上开辟了新的路径。

为了最小化从卫星到地面站的数据传输平均延迟，同时满足轨道测定的测距要求，文献[7]提出了一种**基于最大权匹配的启发式算法 (Heuristic Based on Maximum Weight Matching, HMWM)**来解决路由设计问题。该算法通过为每个可能的链路分配权重，优先选择有利于数据流的链路，同时考虑测距要求。与整数线性规划 (ILP) 方法相比，该算法具有更低的计算复杂性，从而降低了网络的平均时延。

为了提高负载均衡并满足低轨卫星网络的QoS需求，文献[10]提出了一种**基于蚁群算法的优化路由算法**。该算法通过将初始信息素浓度与卫星网络的流量需求相匹配，降低了流量需求较高路径的信息素积累，避免了由于流量聚集导致的网络拥塞，从而使算法更快收敛于最优解。综合考虑端到端时延、时延抖动和剩余带宽等多QoS目标优化因素，该算法能够为每一条业务请求求解出满足时延和负载均衡约束下路径代价最小的路径。

基于机器学习的路由选择技术

和启发式算法不同，机器学习是一种数据驱动的方法，主要目的是通过数据训练模型，使其能够进行预测、分类或其他任务，机器学习包含监督学习、无监督学习和强化学习。深度学习是机器学习的分支，利用多层神经网络来学习和表示数据，典型的深度学习算法是卷积神经网络模型(CNN)。

为了解决低轨卫星网络中流量负载不均衡的问题，文献[8]提出了一种**基于强化学习的Q路由(Q-routing)的低轨卫星网络负载均衡路由算法(Load Balancing Routing Algorithm Based on Q-routing in Low-Earth-Orbit Satellite Network, LBQR)**。算法通过引入随机性和负载评价来降低网络拥塞风险，实现网络负载的均衡。Q路由在选择动作时加入随机性，并在Q值更新时将剩余缓存作为负载评价。并且，在学习率的动态调整中加入梯度计算，以适应环境的变化，提高算法性能。

为实现卫星网络节点高效安全转发，文献[9]设计了一种**基于改进的双Q学习的卫星物联网（S-IoT, Satellite Internet of Things）自适应路由算法**）。整个S-IoT被视为强化学习环境，卫星节点和地面节点被视为智能体，在每个节点维护两个Q表用于转发和评估。该算法在高度动态的环境中可提供更高效、安全的路由与转发。

为了解决高移动性导致卫星网络路由难以计算的问题，文献[2]提出了一种**基于图神经网络和深度强化学习的GR算法**。该算法利用DQN框架和图神经网络捕捉网络拓扑变化，优化路由选择。GR算法考虑了拓扑、带宽和时延等约束，通过图神经网络进行表示学习。仿真结果表明，GR算法在降低时延的同时，显著提升了网络吞吐量并降低了丢包率。

技术的关键分析

路由算法	典型代表	开销分析	性能分析

路由算法		典型代表	开销分析	性能分析
基于图论	覆盖域划分	FHRP算法	切换后不用复杂的算法，而根据卫星的覆盖域特性计算出新的最优路由，开销较小。 是一个切换控制协议，端用户需要参与，端用户协议设计的复杂性高。	在固定时间更新路由容易造成性能的剧烈震荡
	拓补结构	CGR算法	针对计算开销，CGR算法需要提前计算和分发全局接触计划，这包括轨道传播和通信模型的计算，在结点数量较多的情况下开销较大。此外，CGR在每个数据包到达时动态计算最佳路径，这需要运行Dijkstra算法，要求节点具有较高的处理能力。 当网络规模很大时，卫星需要存储大量的路由表，存储开销较大。	CGR具有很高的灵活性，能够动态调整路由以应对网络拓扑和流量状态的变化。
	服务质量保障	STAG算法	该算法的主要步骤包括寻找增广路径和计算路径的最大流以及剩余网络，总体计算复杂度较高。 STAG模型需要存储时间序列数据，在结点数和时间间隔较多时会产生较大的存储开销。	QSMR算法显著降低了任务的平均完成时间，任务完成率比现有方法高出5%至10%，并且提高了链路和节点缓存资源的利用率。总体来看，该算法在任务完成时间、任务完成率和资源利用率方面表现优异。
基于人工智能	启发式算法	基于HMWM的启发式算法	HMWM算法的时间复杂度为 $O(T \cdot E \cdot N^2)$ ，其中 T 是时间槽数量， E 是图中的边数， N 是结点数。通过启发式算法降低了这种时间复杂度，使得算法在实际应用中开销达到可控的程度。	该算法在优化数据传输延迟方面表现出色。通过最大权匹配算法，在每个时间槽内选择权重最高的链路进行数据传输，从而减少了数据的等待时间和传输延迟。 通过最大权匹配算法优化链路选择，提高了链路的利用，使得网络中的链路资源得到了充分利用
	机器学习	LBQR算法	算法在节点嵌入强化学习模块，并结合 ϵ -贪心策略和策略梯度计算，使得算法能够实时动态调整和适应网络负载，虽然引入了额外的计算开销，但通过有效监控和评估剩余缓存，避免了网络拥塞，整体开销较小。	LBQR算法在不同的CBR速率下表现出低延迟、高吞吐量和低传输开销比的优越性能，通过动态调整学习率和引入负载感知启发式信息，有效提高了路由策略的质量、负载均衡能力和网络可靠性，整体性能表现良好

路由算法		典型代表	开销分析	性能分析
		基于深度图强化学习的GR算法	算法在训练阶段的计算开销较大，需要大量资源进行图神经网络的消息传递和深度强化学习的参数优化。然而，在实际应用阶段，由于已经训练好的模型，路由决策所需的计算资源较少，因此实时决策阶段的开销较小。	GR算法在性能方面表现出色，能够在保证较小时延的同时显著提升卫星网络吞吐量和降低丢包率。

在这个Section中，将对各个典型算法进行开销分析以及性能分析。

总结

本文通过分别讨论基于传统方法和人工智能的路由算法，全面综述了低轨卫星星座网络路由算法的研究进展，并指出人工智能算法在未来的低轨卫星星座网络中具有更好的适应性和性能表现。这些创新性的研究工作不仅为未来路由算法的发展方向提供了重要指导意义，同时也为低轨卫星星座网络的发展提供了新的思路。展望未来，随着低轨卫星网络技术的不断成熟和应用领域的拓展，卫星星座网络将会使用更加优化的算法以及承载更多多元化与复杂的业务，希望通过本文总结的内容能为未来的研究人员提供帮助参考。