

飞行自组网路由综述:场景特性、多维分类与 前景展望

袁昕旺 苏金树 夏雨生

(军事科学院 北京 100091)

摘 要 飞行自组网的节点主要是分布在空中的无人机,低空平台的节点由于机动灵敏且续航能力受限,链路拓扑会频繁变化,给网络共享和数据传输带来挑战。经过十余年发展,飞行自组网的路由种类不断丰富,为适应网络场景特性,逐渐出现关注安全、低能耗、人工智能、生物启发等新类型的路由技术。这些新类型的路由涉及优化目标和优化策略,按照传统的分类方法难以刻画这些新特征。本文梳理了飞行自组网路由分类的发展过程,从组网形态、空间分布、系统功能等角度解析了网络架构,并阐述了飞行自组网的场景特性。结合近几年的最新研究,以全新的视角对路由协议进行分类,从优化目标、链路感知策略和优化策略3个维度,全面且系统地描绘了飞行自组网路由的特征,为定制化路由设计提供了思路。本文指出飞行自组网在动态移动性与拓扑变化、资源限制与负载均衡、安全管理与标准规范方面的挑战,以及对性能评价指标方面的需求,最后从场景定制化、群体智能化、空天地一体化3个方向对未来研究进行展望。

关键词 无人机;飞行自组网;移动自组网;路由;分类

中图法分类号 TP929 DOI号 10.11897/SP.J.1016.2025.03000

A Survey on Routing in Flying Ad Hoc Networks: Scenario Characteristics, Multi-Dimensional Classification and Future Prospects

YUAN Xin-Wang SU Jin-Shu XIA Yu-Sheng

(Academy of Military Science, Beijing 100091)

Abstract The nodes in flying ad-hoc networks (FANETs) are interconnected in a self-organizing manner. As a subclass of mobile ad-hoc networks (MANETs), the main nodes in FANETs are unmanned aerial vehicles (UAVs) distributed in the air. UAVs of different sizes and specifications vary in flight altitude. The high mobility and limited energy of nodes on low-altitude platforms lead to frequent changes in link topology, thereby posing significant challenges to network sharing and data transmission. Early routing protocols for FANETs were generally adapted from routing designs originally developed for MANETs. Based on the link update mechanisms, these topology-based routing protocols were classified into four categories: static, proactive, reactive, and hybrid. To address the challenges posed by the high mobility of flying nodes, position-based routing has gradually emerged as a distinct class of protocols. In addition, hybrid routing schemes have been developed that jointly consider both topological and geographic information. In recent years, to better accommodate the unique characteristics of aerial network scenarios, novel routing technologies have emerged, including those that address secure communication, energy

收稿日期:2025-01-08;在线发布日期:2025-07-15。本课题得到国家自然科学基金(No. 62372462)资助。袁昕旺,博士研究生,中国计算机学会(CCF)学生会会员,主要研究领域为计算机网络、人工智能。E-mail: alter_yxw@163.com。苏金树,博士,教授,博士生导师,中国计算机学会(CCF)会士,主要研究领域为高性能网络、互联网体系结构。夏雨生(通信作者),博士,助理研究员,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究领域为网络空间安全、网络协议。E-mail: xys@nudt.edu.cn。

efficiency, artificial intelligence, and bio-inspired mechanisms. These new routing types are characterized by distinct optimization objectives and strategies, while traditional classification methods lack the flexibility to effectively accommodate these innovations, making it difficult to systematically capture and distinguish the characteristics of newly proposed protocols. This paper reviews the evolution of routing classifications in FANETs, analyzes the network architecture from three perspectives: organizational structure of links, node spatial distribution, and functional distribution across the protocol stack, compares the characteristics of FANETs with those of vehicular ad-hoc networks and MANETs, and elaborates on the scenario-specific features of FANETs, including high node mobility, limited energy capacity of aerial platforms, high network scalability, and susceptibility of communication links to attacks. Based on recent research, this paper classifies existing routing protocols in FANETs from a new perspective across three dimensions: (1) In terms of optimization objectives, FANET routing protocols are categorized as targeting high mobility, low energy consumption, strong security, and large-scale; (2) In terms of link awareness strategies, they are classified as topology-based routing, location-based routing, and hybrid, with cluster-based and cross-layer routing considered as subcategories of hybrid strategies; (3) In terms of optimization strategies, protocols can be divided into greedy algorithms, artificial intelligence-based approaches, and bio-inspired algorithms. The proposed multi-dimensional classification scheme provides a comprehensive and systematic framework for capturing the key features of routing in FANETs, particularly those of recently proposed routing protocols. It facilitates the differentiation of protocols and algorithms and offers valuable guidance for customized routing design. In the future, to design effective routing algorithms in FANETs, researchers can identify optimization objectives based on the characteristics of specific application scenarios and then select appropriate algorithms according to the corresponding link awareness strategies to enhance routing performance. Therefore, this paper identifies the key challenges faced by FANETs, including frequent dynamic mobility and topology changes, resource constraints and load balancing, security management and standard specifications, and the need for performance evaluation metrics. It also outlines future research directions in three areas: scenario-specific customization, swarm intelligence, and space-air-ground integration networking.

Keywords unmanned aerial vehicles; flying ad-hoc networks; mobile ad-hoc networks; routing; classification

1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicles, UAVs)是一类可以通过预设航线或远程遥控执行任务的飞行器,最早在军用领域用于战场侦察、目标识别和打击等^[1]任务。近年来无人机由于灵活性强、成本低等特征,在农业生产^[2]、环境监测^[3]、灾难救援^[4]、自组网中继^[5]等民用场景中得到了广泛的应用。

无人机的规格种类丰富,大小不一,大型无人机可携带较高性能的处理器和传感器等硬件设备,续航能力较强,可完成很多应用领域的需求,但存在体型笨重、成本昂贵、管理和维修困难等缺陷。小型无

人机成本低廉且机动性强,机载电池有限,续航和载荷能力低,作业范围小,在执行复杂任务时(如灾难救援)面临挑战,采用编队或集群的形式进行协同作业,可克服小型无人机作业范围小等问题,在单架无人机出现故障时能够及时补换,可以保证任务有效执行。因此,在实际应用中,低成本的小型无人机也很受欢迎^[6],并且可以预见,未来投入使用的无人机规模将会持续扩大。

无人机的协作需要网络通信服务的支持,国内外一般都将多无人机系统的通信架构分为两种:基于基础设施和自组织形式^[7-8]。基于基础设施的网络架构是集中式的,通常依赖地面4G/5G蜂窝网络或卫星通信(如图1-a),典型场景如灾害救援^[9],需

要远程控制并且保障数据实时回传。根据TD产业联盟报告^[10],2022~2024年国内的采购无人机项目中,政府部门采购的比例为68.1%,并且多为应急管理部门和公安部门。随着接入设备增多,集中式网络中的基站负载会持续增加,网络的响应速度变慢甚至不可用,因此可扩展性不高;自组织的网络架构是分散式的,不需要所有的无人机都接入基础设施,无人机通过端到端连接进行通信(如图1-b),适用于没有基础设施的人烟稀少地区,适合于热点区域覆盖、地面目标的侦察与监视以及编队联合军事行动等场景^[9]。自组网中的每个节点可通过多跳传输访问网络,网络扩展性高于集中式架构,在设备规模增加后,通过分组的方式可减小网络负载压力,但网络的管理和维护变得更加复杂。

多无人机网络和自组织网的发展存在重要的联系。一方面,无人机网络有多种的通信架构,在无人

机数量逐渐增多的趋势下,自组网是最适合多无人机的组网结构^[11]。通过优化自组织网的路由方案,多无人机通过协同计算,可以大幅提升协同作业的效率。随着未来投入使用的无人机数量增加,传统网络的路由管理可能会面临诸多挑战,如网络拥塞、信号干扰等问题。在高效的自组织网络中,无人机可以根据网络拓扑和负载情况自主调整路由,避免网络拥塞,优化通信路径,提高通信效率。另一方面,在自组织网络中引入无人机,可利用无人机作为路由节点,或者空中基站,或者自组网的中继,以提升自组织网络的覆盖范围。在地理环境复杂或者通信基础设施不完善的区域,无人机可以充当临时通信基站,为地面设备提供网络接入。通过部署多个无人机作为中继节点,能够有效扩展自组网的覆盖范围,弥补传统基础设施的不足,这些方式可以提高自组网的鲁棒性和可靠性。

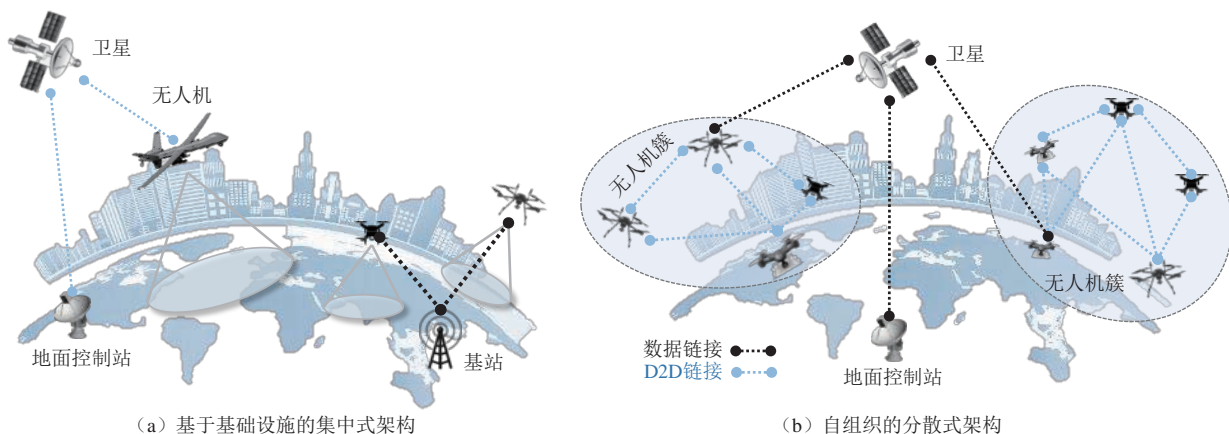


图1 多无人机网络的通信架构

通过自组织的方式实现通信的无人机网络,称为飞行自组织网络(Flying Ad hoc Networks, FANET)^[12],也有研究命名为无人机自组织网络(UAV Ad hoc Networks, UAANET)^[13]或空中自组织网络(Aerial Ad hoc Networks, AANET)^[14-15],本文统称为飞行自组织网络(FANET)。与移动自组织网络(Mobile Ad hoc Networks, MANET)和车载自组织网络(Vehicular Ad hoc Networks, VANET)一样,FANET的架构是分散式的,不需要集中访问基础设施,节点以自组织的方式相互连接,由于节点具备移动性,拓扑结构都会不断变化。不同的是,FANET中的无人机节点机动性更强,能够在三维空间内活动,不受地面道路的约束,并且节点分布是稀疏的,小型无人机的运动容易受到气流、故障任务变化等因素的影响,这使得FANET的整体的拓扑

结构变化变得频繁,给链路稳定性也带来了影响。此外,无人机电池容量有限,还需要考虑节能和续航等问题。因此,可以认为FANET属于MANET的一个特殊子集^[7,16-17]。

值得注意的是,在移动传感器网络中,节点也具备移动性,网络结构也具备自组织、自恢复的能力,但是和飞行自组网存在着明显的不同,研究人员^[8]指出,传感器网络的拓扑控制技术在FANET中并不适用,两类网络存在诸多不同。在传感器网络中,移动节点需要持续感知环境并处理数据融合,关注于如何实现低能耗和高精确的感知。FANET更关注在高机动性的节点间如何实现稳定数据传输、链路管理和高效路由转发。

自组网中的节点在不断移动,路由拓扑会不断变化,并且接入网络的设备种类不同,大小不一,

因此,如何在异构的、高移动性的网络设备中进行高效的路由设计持续受到研究关注^[18-22],这些内容包括移动模型、路由协议设计、安全和节能考量等。近十年来,从沿用或改进传统地面网络和MANET路由,到考虑通过位置感知更新路由,再到使用分簇优化、生物启发等方法提升路由的自适应性,FANET路由协议技术不断发展,逐渐呈现飞行网络场景独有的特征。

1.1 研究动机

同样是自组织结构的网络,与MANET和VANET相比,FANET的特点体现在其节点为空中飞行器,能够在更广阔的三维空间中活动,因此分布更稀疏,节点轨迹的预测也会因气流、天气等因素变得更具挑战,此外,在自组织的网络中节点快速移动会使拓扑结构频繁变化,影响链路的稳定性。MANET和VANET中已有的路由协议和运动模型在FANET场景中并不一定适用,还需要根据FANET应用场景和节点的特性,研究如何根据场景和需求定制路由协议。

早期FANET路由沿用了MANET的分类标准,将路由分为静态路由、主动式、反应式和混合式路由^[12]。随着节点高移动性带来的拓扑频变挑战,基于位置关系^[23]的路由逐渐发展并被纳入新分类,早期的4类路由则被归类为基于拓扑的路由。

随着应用场景不断深入,FANET逐渐发展出新类型的路由,比如在优化目标方面,有应对链路频繁变化的高动态路由,也有优化能耗的节能路由等;在感知链路的策略方面,有通过分簇管理拓扑结构的分簇路由,也有跨越网络层级限制同时考虑位置和拓扑信息的跨层路由;在算法优化策略方面,有引入强化学习、深度学习等算法的人工智能路由,也有仿照生物学机制的生物启发路由。目前FANET的路由类别涉及不同的属性,传统的分类方法已很难刻画以上特征。

为了更全面、更系统地描述目前FANET路由的特征,本文梳理了路由分类的发展过程,将路由设计和优化分为三个维度:优化目标、链路感知策略与优化策略,并从多维的全新视角对现有的路由方案,特别是近些年来新类型路由进行系统性的分类。这一方法更契合空中网络复杂多变的应用需求,也揭示了不同设计方案之间的内在联系,为将来面向具体应用场景需求的定制化路由提供了设计思路。

1.2 相关工作

表1列举了近10年FANET路由综述内容,包

含路由分类、性能指标、安全管理、节能高效、生物启发、人工智能以及跨层设计等方面。以下将按时间顺序梳理FANET的路由分类发展过程。

2013年,Bekmezci等^[12]正式定义FANET,将其作为单独的自组网系列,阐明了与MANET和VANET的区别,将FANET路由分类为静态路由、主动式路由、被动路由和混合路由,并首次讨论了FANET的跨层路由设计。2016年,Gupta等^[1]提出将FANET路由设计与软件定义网络(Software Defined Networks,SDN)控制技术结合,对网络各层的节能设计进行了归纳。2017年,Oubbati等^[24]针对基于地理位置的FANET路由进行了详尽的综述和分类。2018年,Kaur等^[17]针对受生物学启发的仿生路由进行了调查和综述。

表1 近十年代表性FANET综述比较

文献	关注内容						
	路由分类	性能指标	安全管理	节能高效	生物启发	人工智能	跨层设计
[12]	△						▲
[1]	△			▲			△
[24]	▲	▲	△	△			
[17]	△	△			▲		
[21]	▲		▲	▲	△		△
[14]	△	△					△
[25]	▲	▲		△		△	
[23]	▲		▲				
[26]	▲	▲	△		▲		
[7]	▲	▲	△	△	▲		△
[27]	▲	▲	△	△	△		△
[28]	▲		△	△	△		△
[29]	△		△	△		▲	△
[30]	△		△	△			▲
[31]	△		△			▲	
[32]	▲	▲		△		▲	
[22]	▲						
[33]	▲	▲	△		△	▲	
[34]			▲			▲	
[35]	▲	▲	△	△	▲	▲	
本文	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲

注:▲表示详细梳理并归纳了该内容,△表示仅提到该内容

2019年,Chriki等^[23]对5类(静态、主动式、反应式、混合式和基于地理位置的)FANET路由和6类移动模型进行了总结,并概述在安全设计、QoS方面存在的挑战。Arafat等^[26]关注基于集群的路由,对基于集群的路由协议进行定性分析并分类。

Khan 等^[25]针对 FANET 的三维空间中的高机动性等特性展开研究,概述了链路中断、多无人机集群、多路径网络以及节能等方面的问题。Kumar 等^[14]从分层和跨层的视角分析了 AANET 发展中面临的问题,并指出 AANET 需要特定领域的路由协议来应对高动态环境的挑战。Oubbati 等^[21]对 FANET 的通信类型和网络架构进行了全面的调查,详细阐述了 12 种适用于 FANET 的路由技术,总结并补充了路由和移动模型的分类,指出了 FANET 在安全和节能等方面存在挑战。

2020 年,Sang 等^[27]将 FANET 路由分为基于拓扑、基于位置、分簇和无信标机会主义四类,指出 FANET 在多媒体通信、路径规划、动态拓扑控制、能量收集和安全 5 个方面具有研究前景。Shumeye 等^[7]按照基于拓扑、地理位置路由、混合路由以及仿生路由的分类,对 FANET 的路由进行了详尽的调查。

2021 年,Amponis 等^[30]对传统路由和跨层路由方案进行了对照比较和综述,研究了 3D 场景中 FANET 网络部署的应用和性能,针对功耗、拥塞控制、开销、安全性以及网络可扩展性等问题展开了深入的分析。Rezwan 等^[29]针对强化学习在 FANET 中的应用展开综述,分析比较了强化学习在 FANET 的路由设计、路径规划、中继等场景下的特点。Srivastava 等^[28]归纳了无人机的种类和通信架构,按照不同的分类方法对 FANET 的路由协议和移动模型进行了归纳和补充,并指出未来在跨层设计、集成到物联网和云计算、故障容忍和 5G 等方面的研究挑战。2022 年以来,Kakamoukas 等^[22]针对 FANET 在农业中的应用展开调查,对 FANET 路由进行了不同层次的分类,并分析了 FANET 的移动特性和农业特定应用需求。Lansky 等^[32]对基于强化学习的 FANET 路由协议进行了分类和归纳。Muti 等^[31]介绍了机器学习(Machine Learning, ML)方法在 FANET 的流量管理、信任管理、路由设计和数据传输前景中的应用。Jiang 等^[33]将基于拓扑、基于位置和混合路由的分类方法归为基于数学规划的路由协议,归纳并补充了基于智能算法的路由分类。Alqahtani 等^[34]概述了 ML 技术在飞行车辆的预测性维护、网络攻击检测和智能决策等领域的应用,强调了 ML 技术未来在解决飞行车辆安全问题中的潜力。

自 2013 年 FANET 的概念首次提出以来,相关路由协议种类不断完善和丰富。在传统的拓扑路由基

础上,为适应节点动态特性和大规模网络,位置路由、分簇路由和跨层路由逐渐发展。2019 年 Chriki 等^[23]将 Bekmezci 等^[12]描述的路由归类为基于拓扑的路由,并将基于地理位置的路由单独划为一类。此外, FANET 路由设计中的安全管理、能耗优化、可扩展性等问题也变得越来越关键,这对路由算法的自适应和优化能力提出了更高要求。智能类算法具备较强学习能力,能够适应动态环境,近两年来相关的研究广受关注^[36-46],2023 年 Jiang 等^[33]进一步将智能算法路由单独划为一类。

综上所述,在 MANET 路由技术的基础上, FANET 不断演变出新的契合自身场景特点与需求的路由,然而不同的路由分类思路存在差异,有的是按照链路的感知策略进行分类,有的从优化目标的层面分类。随着应用场景不断拓展, FANET 路由呈现出的特征逐渐多元化,按照传统的单一分类标准已很难详细描述其路由特征,比如 Shumeye 等^[7]分类方案中拓扑路由、地理位置路由以及混合路由都属于链路感知策略,而仿生路由属于优化策略,随着优化算法的不断丰富,持续添加新的类别(如人工智能)会导致路由分类臃肿且缺乏灵活性。Parisa 等^[35]从优化策略的角度对基于计算智能的 FANET 路由中进行了系统性梳理和分类,包括学习系统、模糊逻辑和生物启发算法,但该分类方法仅考虑了优化策略的角度,未能与传统路由分类体系有效地融合。

本文在综合分析近十年研究文献基础上,从路由设计需要考虑的三个属性出发,对 FANET 路由协议进行多维分类,旨在更加立体地、更全面地呈现 FANET 路由协议的特点。该分类方法继承了传统路由分类的主要框架与思路,并且通过引入优化目标、链路感知策略和优化方法三个维度的交叉分析,使得路由分类更加全面细致,区分度更高,便于研究人员精准把握技术发展的现状与趋势,主要内容如下:

(1)从组织结构、空间结构、系统结构等三个层次,解析了 FANET 的架构;从节点机动性、平台能耗能力、网络可扩展性、链路安全性等 4 个方面,阐述了 FANET 场景特性。

(2)为了更全面地描绘 FANET 最新路由协议的特征,从路由优化目标、链路感知策略和优化策略 3 个维度,以全新的视角对 FANET 路由进行了更新颖、更系统的分类。

(3)结合场景特性,分析了 FANET 在动态特

性、资源受限以及安全管理方面存在的问题与挑战，并从场景定制化、群体智能化及空天地一体化3个方向对未来发展进行了展望。

本文其余内容安排如下：第2节介绍了FANET的组织架构、空间架构和系统架构并在此基础上分析了FANET的场景特性；第3节从优化目标、链路感知策略和优化策略三个维度对FANET路由方案进行分类；第4节对本文进行总结，分析了目前FANET路由发展中的需求与挑战，并对未来的研究方向进行展望。

2 FANET架构与场景特性

本节首先从组织结构、空间分布和功能分层三个层次描述FANET架构：作为自组网，FANET网络具备可扩展性，2.1节讨论了不同网络规模与组织架构之间的关系；由于节点分布在三维空间，飞行高度的差异对组网模式选择存在影响，2.2节按照不同海拔高度介绍了FANET的空间架构；

在实际应用中，网络传输任务依赖于协议栈各层功能（如链路状态更新、路由转发、信道接入等），这些功能与节点组织形态和空间分布特性紧密关联，2.3节从分层视角解析了FANET的系统架构。

因此，FANET的组织架构、空间架构和系统架构存在一定的关联性，从节点交互、空间分布和功能逻辑三个层面，共同构建了FANET从部署环境到运行机制的技术图景。在系统性探讨FANET的组网形态、空间分布及系统功能后，2.4节深入分析了FANET表现出的场景特性。

2.1 组织架构

FANET为分散式网络，节点以自组织的形式互连接，与传统集中式的网络架构相比，自组网节点的部署方式更加灵活，网络可扩展性也更强。本小节按照适用的节点数量规模，对不同的多无人机网络组织架构进行了分类：基于基础设施的网络架构以及3类适用于不同规模的自组织网络架构。表2比较了集中式网络架构与3类FANET架构网络的特点，并分析了不同网络架构各自的优势和劣势。

表2 不同无人机网络组织架构比较

分类	基于基础设施的网络	自组织网络		
		扁平结构	单层分簇结构	多层分簇结构
特征	所有无人机接入中心节点	内部无人机相互连接，通过簇头与外部建立互联	无人机分为多个簇，所有的簇都通过簇头与外部网络建立互联	不同的簇通过簇头相互连接，再通过主簇头与外部网络检录互联
适用规模	单无人机网络 小规模多无人机网络	一般规模多无人机网络	较大规模多无人机网络	大规模多无人机网络
优势	拓扑结构简单	协同效率高	可扩展性高	可扩展性高
	管理维护容易	容错率较高	协同效率高 容错率高	协同效率高 容错率高
劣势	可扩展性低		拓扑结构复杂	拓扑结构复杂
	单点故障无法补救 协同效率低	可扩展性较低	管理控制困难 簇间信道串扰	管理控制困难 簇间信道串扰

2.1.1 基于基础设施的网络

按照投入的无人机数量，可以将无人机网络分为单无人机网络和多无人机网络^[47]。单无人机网络和小规模的多无人机网络通常为图2(a)所示的集中式架构，无人机通过接入中心节点（地面基站或卫星）来访问网络，每架无人机为独立的节点，不直接和其它无人机建立连接，不同的无人机通过中心节点的中继完成通信。该结构网络的管理和维护较容易，但在节点规模较大的无人机网络中，由于需要集中接入中心节点，容易出现带宽瓶颈，需要提升可扩展性。

2.1.2 自组织网络

规模较大的多无人机网络可以采用自组织形式

的分散架构，如图1(b)和图2，按照执行的任务或距离远近，可将无人机分成不同的簇，每个簇内的无人机可通过端到端连接直接通信，任意一架无人机接入中心节点后，其他无人机可以通过多跳传输访问外部网络。这种架构在减少中心节点的带宽压力的前提下，一定程度上提升了协同作业能力。随着无人机成群地投入使用，简单地将不同无人机进行分组也会逐渐会面临带宽瓶颈。通过对多无人机进行不同层次的分簇，但也使得网络结构变得复杂，管理和控制变得困难。

按照适用的规模大小，可以将自组网架构进一步分为扁平结构、单层分簇结构和多层分簇结

构^[7,11,48]。扁平结构适合规模较小的自组网,可扩展性不高,多簇结构适合较大规模的自组网,分层结构扩展性强,适合规模较大的自组网。

(1)扁平结构:如图2-b,扁平结构中的无人机的体型和飞行能力接近,都在一个簇内,簇头与地面基站或其他外部节点建立连接,在内部数据传输可以通过单跳或多跳连接实现,与外部进行数据传输时,由簇头负责接收和转发,随着网络节点的增加,簇头的负载可能过大,因此该结构可扩展性不高,适合较小规模的多无人机网络。

(2)单层分簇结构:在无人机规模进一步增加后,扁平结构中不同的无人机之间可能间隔多个无人机,需要多跳传输才能完成通信,存在一定的延迟。根据位置分布、飞行方向等特征将无人机分成多个簇,如图2-c,簇内数据传输可通过单跳连接或者簇头转发来实现,需要在不同的簇之间进行数据传输时,通过

簇头连接到外部网络进行处理和转发。与扁平结构相比,分簇结构的可扩展性更高,但与此同时,对于簇间数据传输而言,增加了管理和控制的难度。

(3)多层分簇结构:随着节点规模的进一步增加,单层分簇也将不适用:簇的数量也会不断增加,接入地面基站的簇头过多也会面临带宽瓶颈。为此可将所有簇头再次通过自组织的方法形成一级簇,如图2-d所示,一级簇中再选举新的簇头与中心节点相连,若网络规模进一步增加,可设置更多的层级。

分层/分簇的方法使得节点部署变得更加灵活,可支持的规模也不断增加。但同时也限制了网络数据传输的灵活性,比如对于原本只有两跳距离但位于不同簇的节点(起点→中继→终点),经过簇头转发(起点→簇头1→簇头2→终点)后数据传输会多一跳。并且由于频谱资源受限,不同的簇之间可能存在信道串扰,降低网络数据传输的质量。

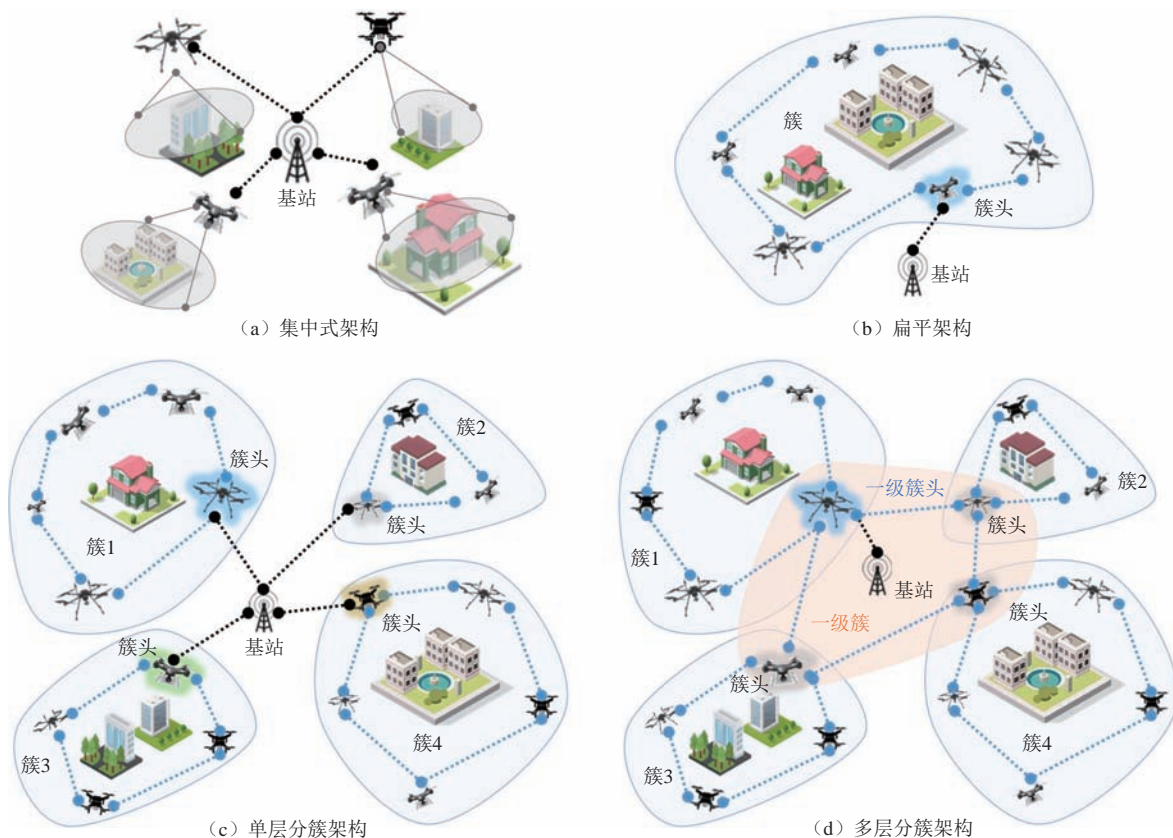


图2 传统网络与多种FANET组织架构的比较

组织架构阐释了不同组网模式与网络规模之间的关联性。实际上不同的组网模式还会使节点的空间分布呈现差异,比如大型节点更适合作为分簇结构中的簇头,这些节点的飞行高度也更高,以下将详细介绍FANET空间架构。

2.2 空间架构

FANET节点分布在三维空间,比地面节点更容易满足视距(Line of Sight, LoS)通信条件,并且在飞行高度、体型规模、续航能力等方面存在较大差异:微/小/轻型无人机的重量不超过15 kg,飞行高

度通常低于300 m,大型无人机重量在150 kg~600 kg乃至更高,飞行高度大于5500 m,中型无人机的规格和飞行高度在以上两者之间^[49-50]。以上差异可以更好地选择节点的组网模式。

如图3,FANET整体在空间上介于卫星互联网络和地面网络之间,在FANET内部按照飞行高度可分为高空平台(High-Altitude Platform,HAP)和低空平台(Low-Altitude Platform,LAP)^[51]。

高空平台的自组网节点包括大型无人机、气球、飞艇等,通信范围半径可达30 km,飞行高度可达20 km。其中大型无人机通常用于军用场景,飞行速度较快,通常采用编队协同方式作业;气球与飞艇飞行速度较慢,主要以滞空或相对静止状态飞行。因此尽管节点类型多样,高空平台网络整体的拓扑结构相对稳定,可用以构建空中骨干网络。

低空平台的自组网节点包括微、小、轻型无人机节点和部分中型无人机,微/小/轻型节点的飞行高度一般低于300 m,部分中型无人机飞行高度低于5 km。由于成本相对低廉、部署灵活,未来投入使用的规模还将持续增加。这些节点的机动性强、续航能力弱,并且飞行轨迹容易受空气对流的影响,因

此拓扑变化频繁,链路结构不稳定,是目前FANET网络研究广受关注的部分。

按照以上飞行高度划分,HAP与LAP是间断的,因此研究人员^[21,51]将HAP和LAP之间飞行的自组网节点定义为中空平台(Medium-Altitude Platform,MAP),这些节点的飞行高度在5 km~20 km,相对于低空平台,该平台的载荷和续航能力更强,可以作为HAP和LAP之间的中继,提升空中网络整体的广域通信和协同任务能力。

高空平台的节点最接近轨道卫星,这些体型庞大、能源充足、续航时间长的节点可以承担卫星通信的数据中继任务,为低空平台提供高精度的定位、导航与时钟同步支持,使低层无人机在复杂环境下能够实现精准轨迹控制、动态节点分簇以及基于位置的高效路由等功能,从而提升整体网络的协同性。

低空平台的节点离地面更近,通过连接到地面基站可以接收地面的指令控制,完成节点的状态监测和飞行控制,也可以收集需要高性能算力的信息数据并卸载至地面处理,提升资源利用效率。此外,还可充分发挥空中网络的优势,为地面节点提供数据中继,拓展网络覆盖范围。

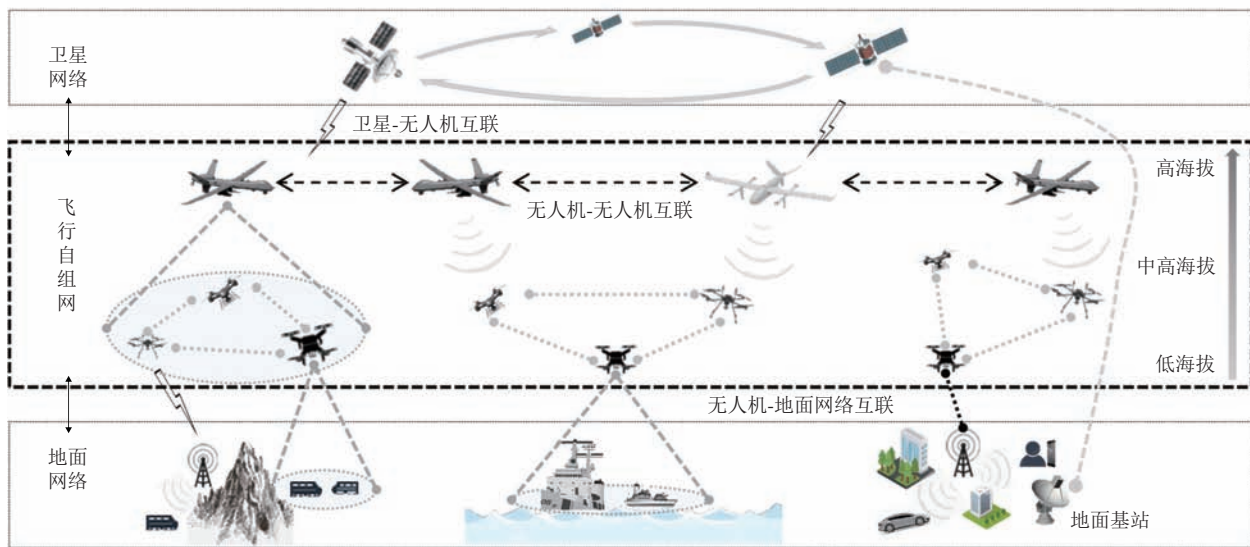


图3 飞行自组网的空间架构

2.3 系统架构

掌握FANET的组织架构和空间架构特点可以高效地选择网络部署方式,在实际应用中,完成网络数据传输任务还需了解协议栈各层的功能^[7]。

如图4,传统互联网按照TCP/IP模型可分为以下5层,本文结合FANET的应用场景特点,讨论了FANET在以下五层中的功能。

(1)应用层:应用层位于FANET网络架构的顶层,负责和地面控制站管理和控制的应用进程交互,对网络各层的业务和资源进行管理,以实现多无人机的高效协同作业,这些业务涉及数据运算、多媒体信息处理、决策分析等。

(2)传输层:主要关注数据从发送端到接收端的投递过程,与传统的无线通信网络类似,FANET在

传输层中的研究涉及建立端到端(Device-to-Device, D2D)连接、拥塞避免和控制以及安全可靠传输。

(3)网络层:传统网络的网络层功能涉及邻居发现、逻辑寻址、数据包转发和拓扑管理等。与地面网络相比,预测FANET节点的移动轨迹更具挑战性,同时FANET的拓扑变化频繁,影响链路的稳定性。在该层通过分簇或预测的手段可应对拓扑变化,使用人工智能或仿生算法可优化路由选择。

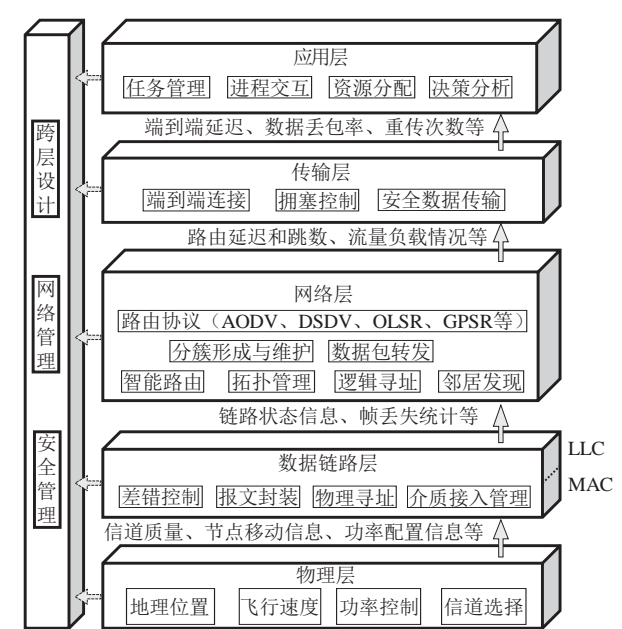


图4 飞行自组网的系统架构

(4)数据链路层:数据链路层负责将需要传输的数据包封装成帧并分发到各个链路中。FANET的链路传输主要靠无线电波,节点的机动性强并且续航受限,链路容易断裂,如何构建和选择稳定的传输

链路、减少或避免数据包冲突,是数据链路层考虑的研究内容。逻辑链路控制(Logical Link Control, LLC)和媒体访问控制(Medium Access Control, MAC)是该层的2个子层。LLC层靠近上一层,负责将数据封装成帧并建立逻辑链路,MAC层靠近下一层,负责对无人机的通信介质进行管理和控制。

(5)物理层:作为FANET中的网络节点,无人机通过无线信号进行网络通信,其机动性强并且机载能量受限。因此,在物理层中涉及节点移动模型、定位与轨迹控制、无线信号接收发送与调制解调、信道分配与抗干扰、功率控制与能耗优化等多个方面的研究。

分层架构中,不相邻的层级之间没有信息交互,但由于自组网的网络结构在不断变化,层级之间没有信息共享会影响网络效率。在跨层设计理念中,不相邻层级之间可共享信息,比如通过物理层采集的节点信息在MAC层和网络层之间共享,可确定适合当前节点状态的天线接收方式和路由策略^[52],相关研究的详细介绍可见3.2.4节。

2.4 FANET场景特性

从网络的形态来看,不同于传统的移动蜂窝网络和小规模无人机网络,FANET的节点连接是自组织的,节点之间可以互相建立连接,不需要所有的节点都接入逻辑上位于中心的地面控制站。其次,作为MANET的子类,FANET特性主要体现在节点的属性上:无人机节点在移动性、分布稀疏性、飞行环境、电池载荷容量等方面和地面节点存在差别,表3从多个角度对比了FANET、MANET和VANET的特点。

表3 FANET、VANET、MANET网络特点比较

网络类别	FANET		VANET	MANET
	HAP	LAP		
移动速度	>500 km/h(高速无人机)滞空(气球、飞艇等)	<200 km/h	<150 km/h	<10 km/h
运行轨迹	任务预先设定	容易受气流影响	地面公路行驶	地面随机变化
	可预测性较强	不规则且难预测	可预测性较强	速度慢
活动环境	20 km以上高空	5 km以下低空	地面道路	地面
活动半径	大于200 km	<50 km	<500 km	<3 km
通信范围	>30 km	<5 km	<2 km	<2 km
拓扑结构	稳定	频繁变化	频繁变化	稳定
协议复杂度	一般	高	高	一般
节点分布	三维空间	三维空间	地面、分布密集	地面
	分布非常稀疏	分布非常稀疏	(受车流量影响)	分布稀疏
运算载荷	支持高性能设备	受限	支持高性能设备	一般,需要考虑节能
续航能力	强	弱	较强	较弱
部署成本	高	低	高	低
LoS连接	大部分可满足	大部分可满足	可能无法满足	可能无法满足

2.4.1 节点机动性强

VANET中车辆行驶速度通常不超过150 km/h,在车流量密集区域的拓扑结构会频繁变化,但由于一般都在公路上行驶,因此预测其轨迹变化可行性较高。MANET中节点通常为行人或其他低速载体,运行轨迹是随机的,由于速度通常低于10 km/h,位置变化不明显,拓扑结构也相对比较稳定。对于FANET而言,HAP中的气球或飞艇通常滞空作业,而高速无人机的速度非常快,通常以编队形式作业,节点间的相对速度并不快,且节点的信号覆盖范围大,因此总体而言HAP的拓扑结构比较稳定。

LAP中的小型无人机速度一般不超过200 km/h^[50]。这些节点的机动性强,成本明显低于大型无人机,因此可以在网络中大规模地灵活部署。然而也因为体型较小,LAP中的节点在飞行过程中容易受气流和天气变化影响,其运行轨迹不规则且难预测,加上节点续航受限,增加了网络端点掉线的可能性,这使得FANET的拓扑频繁变化,链路稳定性明显低于传统地面网络。

2.4.2 平台能耗受限

HAP和VANET中的节点载荷和续航能力较强,可搭载高性能设备,而LAP和MANET的节点由于体型原因,载荷能力较弱,算力和续航都受限。此外,对于微/小/轻型无人机节点而言,除通信和运算的功率开销外,还存在飞行推进和其他传感器等开销,因此FANET中的LAP节点在资源管理和优化方面更具挑战性。

2.4.3 网络扩展性高

与MANET和VANET相比,FANET节点在开

阔的空中活动,分布非常稀疏,网络通信受障碍物的影响较小,因此更容易满足LoS连接,支持更大范围的网络通信。结合自组织网络的自修复的特点,FANET能够在复杂环境中根据任务需求灵活扩展节点规模。

不同平台的FANET节点任务处理能力和续航能力差异较大,HAP节点适用于构建骨干网络以实现广域信号覆盖,LAP节点部署灵活、响应及时,适合需要快速响应的场景。对异构节点进行协同部署后,网络的功能可以得到拓展,不断满足复杂场景下新的任务需求。

2.4.4 链路易受攻击

随着接入网络的节点规模逐渐增加,FANET也会像地面网络一样面临无线通信的安全问题:恶意攻击者可通过身份伪装或信道监听等手段窃取安全信息,或者大批量接入网络发起泛洪攻击,使网络瘫痪。由于FANET更容易满足LoS连接,恶意攻击者接入网络的门槛也降低,因此在链路抗干扰和节点认证等安全维护方面更具挑战。

3 FANET路由多维分类

FANET路由是在MANET的基础上演化而来的,因此其分类方法大多是在MANET的分类体系上进行补充与扩展,经典分类方案是根据链路感知策略来区分不同的路由方案。然而随着应用场景的不断拓展,FANET路由所呈现的特征逐渐复杂,按照传统扁平化的分类方法很难充分描述其特征。

本节梳理了已有的FANET路由协议(如图5),

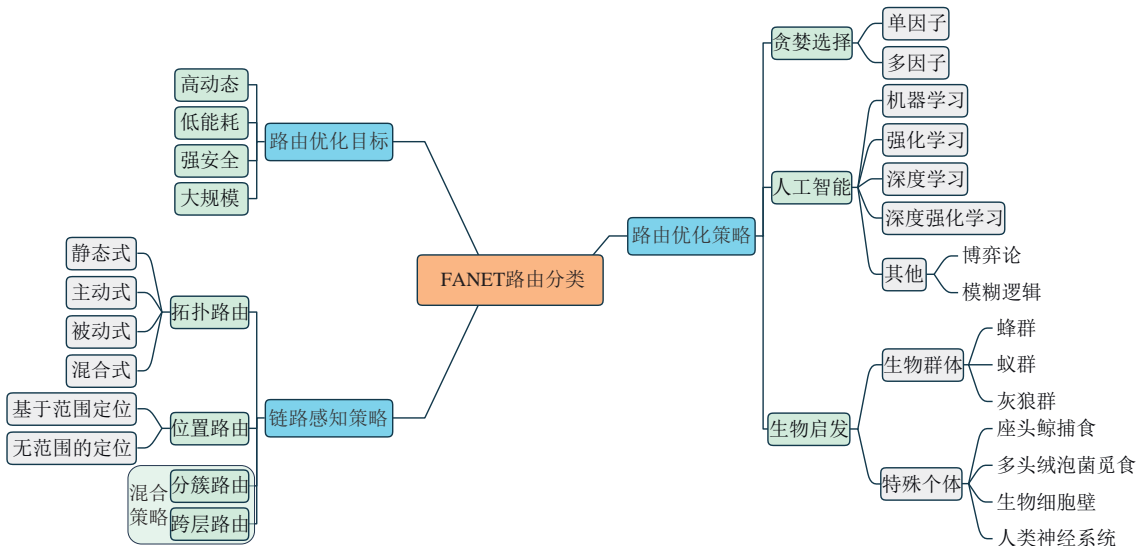


图5 FANET路由多维分类

尤其是近几年的最新研究,从设计路由需要考虑的优化目标、链路感知策略和优化算法三个属性出发,以全新视角对 FANET 路由进行了多维分类,旨在更全面、更系统地描绘当前 FANET 路由特点。

多维分类旨在为定制化的路由设计提供思路: FANET 路由由协议需要根据任务场景需求设定优化

目标,在此基础上选择合适的链路感知策略,最后确定合适的优化策略完成路由的传输和转发。表 4 按照<优化目标,链路感知策略,优化策略>3 个维度对近 3 年的 FANET 路由进行了分类,与其他路由分类方案相比,多维分类能更全面地描述路由协议的特征,更好地区分不同的 FANET 路由。

表 4 FANET 路由的多维分类(2023~2025 年)

路由协议	优化目标				链路感知策略				优化策略			仿真平台
	高动态	低能耗	强安全	大规模	拓扑路由	位置路由	混合策略		贪婪选择	人工智能	生物启发	
							分簇	跨层				
TBMR ^[53]	✓		✓		○					N/A		MATLAB
DRL-SSR ^[44]	✓				○					△		MATLAB
JPE ^[54]	✓				○					△		Python
DRL-AdCAR ^[55]	✓				○					△		NS3-gym
MADDPG ^[56]	✓				○					△		NS3-gym
MARL ^[38]	✓			✓	○					△		OMNET++
PARouting ^[46]	✓	✓			○					△		Python
DRL-MLsA ^[45]	✓	✓			○					△		NS3-gym
BC-DSR ^[57]	✓				○				△			NS-3
TAG-Routing ^[58]	✓	✓			○				△			NS-3
SWEEPER ^[59]		✓	✓		○				△			NS-2
FTSR ^[60]			✓		○				△			NS-2
MPEAOLSR ^[40]		✓			○					△		Keras
AirPro-FL ^[61]		✓		✓	○					△		NS-3
QSR ^[62]			✓		○					△		NS-2
TEAOMDV ^[63]			✓		○					△		N/A
AI-FEQ ^[64]				✓	○					△		MATLAB
CF-GPSR ^[65]	✓					○			△			NS-3
BLPR ^[66]	✓					○			△			NS-3. 29
AGGR ^[67]	✓					○			△			NS-2
AM-GPSR ^[68]	✓	✓				○			△			NS-2
PBM-OLSR ^[69]	✓	✓				○			△			NS-3
QRIFC ^[43]	✓	✓				○				△		MATLAB
QRF ^[41]		✓				○				△		NS-2
K-MORP ^[36]	✓						○			△		NS-3
RL-分簇 ^[39]	✓						○			△		NS-3
ICRA ^[42]	✓	✓					○			△		OPNET
LB-MCR ^[70]	✓	✓					○		△			NS-3
MWCRSF ^[71]	✓	✓					○		△			MATLAB
DCFH ^[72]	✓	✓					○		△		△	NS-2
ICW ^[73]	✓	✓		✓			○		△		△	NS-2
MGO-JAYA ^[74]	✓	✓					○				△	MATLAB
CLARA ^[75]		✓					○			△		N/A
FMORT ^[76]		✓		✓			○				△	OPNET、Py- thon
TDLS ^[77]		✓	✓				○		△			OMNET++
PICA ^[78]				✓			○				△	OMNET++
DLSMR ^[79]			✓				○			△		NS-3
QRCF ^[80]	✓	✓						○		△		NS-2
Bio-Inspired ^[81]	✓							○			△	N/A
GPSR-CB ^[82]	✓			✓				○	△			OMNET++
MCA-OLSR ^[83]	✓							○	△			NS-3
SIRFRM ^[84]		✓	✓					○	△			NS-3
DRLFR ^[85]		✓						○		△		仿真后实物测试

注:“✓”为考虑的优化目标,“○”为所属链路感知策略,“△”为所用优化策略,“N/A”表示无相关内容。

以 MGO-JAYA^[74] 和 DRL-SSR^[44] 为例, 按照 Parisa 等^[35] 分类方案, MGO-JAYA 属于生物启发路由, DRL-SSR 属于基于学习系统的路由, 然而该分类方案缺少关于链路感知策略层面的分类。同样地, 按照 Shumeye 等^[7] 的分类方案, MGO-JAYA 属于混合路由, 也属于生物启发路由, DRL-SSR 属于拓扑路由, 显然这一分类方案在优化策略方面缺少关于人工智能的分类。按照本文的多维分类框架, MGO-JAYA 是以高动态和低能耗为优化目标、使用生物启发算法的地理位置路由, DRL-SSR 是以高动态为优化目标, 使用人工智能算法的拓扑路由。相比之下, 多维分类方法能够更精准地描述不同的路由协议的特点。

此外, 通过对多维度分类进行交叉分析还可以了解到研究热点的分布, 由表 4 可知, 近 3 年大部分的位置路由都考虑了高动态的优化目标, 在优化策略方面, 拓扑路由中使用人工智能算法的研究居多, 贪婪算法占少数, 而生物启发算法仅在混合策略路由中出现, 并且多用于分簇路由。

3.1 优化目标

FANET 适用的场景很广泛, 包括农业监测、应急救援、军事行动以及热点区域覆盖等, 不同场景中对网络性能的关注重点有所不同, 网络的优化目标和性能比较指标也存在差异。因此在设计路由协议时, 需要先根据场景或任务的需求, 分析需要关注的网络性能, 从而有目的地对网络进行优化。

表 5 列举了近 3 年相关路由协议的性能指标, 其中“√”表示使用了该指标。PDR 为数据包传输率(packet delivery rate), PLR 为数据包丢失率(packet loss rate), 考虑 PDR 和 PLR 实际上都反映了数据包传输的成功率, 表 5 将两者归为同一类。

通用性能指标能够从多方面反应路由方案在数据传输方面的基本性能, 由表 5 可知时延、吞吐量、PDR 以及路由开销是大部分路由协议都考虑的性能参数, 在动态复杂的 FANET 中, 尤其是节点资源受限的 LAP 节点, 链路寿命和能耗也是多数研究考虑的因素。一些协议还考虑了更丰富的性能指标, 比如 K-MORP^[36] 通过均方误差 (Mean Square Error) 来评估预测数据包路由的准确性, BC-DSR^[57] 通过抖动(jitter)来评估网络的稳定性, 以及数据包和控制包的比例来侧面反映网络的控制开销。

一方面, 不同应用场景的路由设计研究需要考虑各自的需求差异, 另一方面, 对于同一类应用场景

的路由, 也需要考虑相同的指标来直观地衡量各自的性能优劣。表 5 中 DCFH、ICW 和 MWCRSF 都是分簇路由, 在评价分簇策略的优劣性时使用了同样的指标: 簇的个数、簇的形成时间以及簇结构的寿命。在安全路由方面, 为评估路由协议对于恶意节点的防御能力, QSR、FTSR 和 TBMR 提到了恶意节点的检测概率(敏感度)以及识别准确率。

一般而言, 比较的性能指标越多越能全面地体现路由协议的性能, 比如表 5 中的 DCFH、ICW 和 MWCRSF, 除了比较常用的 6 项指标外, 还都比较了分簇方面的专用指标。也有研究^[7]认为, 没有任何一个路由协议能够在所有方面的表现都优于其他协议: 不同的路由协议需要根据实际场景中的问题来权衡需要优化的对象。以安全路由设计为例, 节点的身份认证或者攻击检测都会带来额外的控制开销, 需要在安全与能耗之间做权衡, 比如可根据网络的风险等级动态调整安全验证的强度。

因此, 路由设计需要结合应用场景特点和需求, 分析需要关注的性能, 表 6、8、9、10、11 梳理了不同 FANET 路由的研究动机, 结合 2.4 节中的 FANET 场景特性, 本小节从优化目标的维度将 FANET 路由归纳为: 高动态、低能耗、强安全和大规模 4 类。

3.1.1 高动态

LAP(低空平台)中的节点具备体型小巧、机动灵活等特点, 虽然提升了网络部署的灵活性, 但也导致链路和拓扑结构极不稳定。同时, 节点可能因为续航不足或故障等原因退出网络, 进一步加剧了网络传输的不确定性, 如何适应 FANET 的高动态特性一直备受关注。

传统的路由转发策略根据拓扑结构和邻居信息来选择下一跳, 需要不断更新网络状态来避开已断裂的链路, 通过动态调整 Hello 数据包^[45,61]的广播间隔可实现链路的自适应更新。为减少频繁的消息交换带来的控制开销, 许多研究在转发数据包时, 根据地理位置关系来确定局部的实时链路关系, 3.2.2 节中将详细介绍这一方面的研究。此外, 通过分簇将网络划分为若干个相对稳定的簇结构, 以降低全局链路信息维护的开销, 在 3.2.3 中将详细介绍这一类研究。

FANET 链路频繁变化的原因是节点的高机动性, 通过预测节点的位置变化, 可以掌握链路变化的趋势, OPAR^[86] 根据已知的节点位置和速度信息来预测链路寿命, 并结合路径长度进行路由选择, LPAR^[87] 根据节点轨迹和速度来预测链路的稳定

表5 FANET路由研究的性能指标对比(2023~2025年)

路由协议	性能指标						
	时延	吞吐量	PDR(PLR)	链路寿命	路由开销	能耗	其他
QRCP ^[80]	✓		✓		✓	✓	
Bio-inspired ^[81]	✓		✓				
AirPro-FL ^[61]		✓	✓			✓	路由跳数
CF-GPSR ^[65]	✓	✓	✓				
GPSR-CB ^[82]	✓	✓	✓			✓	
BC-DSR ^[57]	✓		✓				抖动、控制包与数据包字节比率
LB-MCR ^[70]	✓	✓	✓			✓	
AI-FEQ ^[64]	✓	✓	✓			✓	网络密度、网络可扩展性
MADDPG ^[56]	✓	✓	✓			✓	
K-MORP ^[36]	✓	✓	✓		✓		均方误差
DRL-SSR ^[44]	✓	✓					
TEAOMDV ^[63]	✓	✓	✓		✓		
PICA ^[78]	✓		✓				簇头持续时间、簇间交换次数
DRL-AdCAR ^[55]	✓	✓	✓				
FMORT ^[76]	✓	✓	✓	✓		✓	重新分簇次数、簇头重构时间、簇结构寿命
QSR ^[62]	✓		✓				恶意节点敏感度、识别准确率
CLARA ^[75]	✓		✓	✓	✓	✓	
TDLS ^[77]	✓		✓			✓	分类精度、信任值收敛性
DCFH ^[72]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	簇个数、成簇时间、簇寿命
ICW ^[73]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	簇个数、成簇时间、簇寿命
DRLFR ^[85]	✓					✓	
DLSMR ^[79]	✓		✓		✓		
AGGR ^[67]		✓	✓		✓		
AM-GPSR ^[68]	✓	✓	✓		✓		
TAG-Routing ^[58]	✓		✓		✓	✓	
JPE ^[54]	✓		✓				
MGO-JAYA ^[74]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	簇个数、成簇时间、簇头交换比率、簇寿命
RL-分簇 ^[39]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	冗余簇的个数
MARL ^[38]		✓	✓	✓		✓	最大队列占用率
QRF ^[41]	✓		✓	✓	✓	✓	
MPEAOLSR ^[40]	✓		✓				网络密度、信息传递准确率
QRIFC ^[43]	✓		✓		✓	✓	平均重传时间
ICRA ^[42]	✓		✓	✓		✓	成簇时间、簇内角色转换次数
PARouting ^[46]	✓		✓		✓		
DRL-MLsA ^[45]		✓			✓		
MCA-OLSR ^[83]			✓		✓		
FTSR ^[60]	✓		✓				恶意节点检测率、识别准确率
BLPR ^[66]	✓	✓	✓				
PBM-OLSR ^[69]	✓	✓	✓		✓		
MWCRSF ^[71]	✓	✓	✓	✓	✓	✓	簇个数、成簇时间、簇寿命
SWEEPER ^[59]	✓	✓	✓			✓	
SIRFRM ^[84]	✓		✓		✓	✓	
TBMR ^[53]	✓		✓		✓		恶意节点检测概率

性,并提出基于时间间隔的链路稳定性指标,更好地反映了链路质量的变化。

通过比较链路稳定的维持能力和链路断裂后的

恢复能力,可以评价路由方案在高动态网络中的自适应能力,目前常用的性能指标有PDR/PLR、链路寿命和时延。PDR/PLR反映了传输成功的数据包

在所有数据包中的比例关系,链路寿命则直观地反映了链路拓扑变化的剧烈程度。时延(T_{delay})是指数据从发送端到接收端所经历的时间,式(1)描述了网络中需要考虑的时延,包括队列时延(t_{queue})、传输时延(t_{trans})以及运算处理时延($t_{compute}$)等,此外还有网络环境的不稳定性带来的抖动、因链路故障或冲突导致的数据包重传等,在分簇路由中,簇结构的形成和簇头推举也存在时延^[78]。

$$T_{delay} = t_{queue} + t_{trans} + t_{compute} + t_{other} \quad (1)$$

除以上常用指标外,未来的研究还可以考虑设计新的指标来评价链路动态变化的强度以及抗损毁能力,比如网络结构熵(混乱程度)、每次从初始化到收敛的时间等,以此来进一步增强高动态网络的自适应能力。

3.1.2 低能耗

在VANET和HAP中,由于节点可持续供电或体型足以搭载较长的续航能力的电源,因此能量消耗的问题并不突出,而对于LAP中的微小型无人机而言,除了路由策略学习和数据传输外,节点还需要为飞行持续供电,因此有必要考虑对路由设计中的能耗进行优化。

设计节能高效的路由要考虑不同方面的能量开销,式(2)中 E_i^{res} 为节点 i 的剩余能量, E_i^{init} 为节点 i 初始状态下的能量, $E_i^{mob} = \int (P_i^{mob} \cdot t) dt$ 是飞行能耗, P_i^{mob} 为节点 i 的飞行控制的推进功率, $E_i^{trans} = P_i^{trans} \cdot t_{trans}$ 为节点 i 的数据传输开销, P_i^{trans} 为数据传输功率。此外,节点 i 可能还有其他开销 E_i^{other} (比如安全路由中加密解密或身份认证存在开销、分簇路由中簇头选择决策带来的能量消耗、智能优化算法需要考虑运算能耗)。

$$E_i^{res} = E_i^{init} - E_i^{mob} - E_i^{trans} - E_i^{other} \quad (2)$$

首先,FANET中飞行节点的运动控制、数据传输和接收是基本的能量消耗,结合实时网络需求对功率进行优化^[88]可以直接降低节点的能量消耗。其次,在路由设计中可以考虑网络的整体剩余能量^[58] \bar{E} ,如式(3),其中 N 为网络节点个数。在下一跳选择或者簇头选举时,也可以考虑单个节点的剩余能量水平^[42] η ,如式(4)。由于 η 是通过剩余能量的百分比来衡量节点的续航能力,在不同规格和类型的节点上都适用。

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^N E_i^{res}}{N} \quad (3)$$

$$\eta_i = \frac{E_i^{res}}{E_i^{init}} \quad (4)$$

从网络分层的视角来看,大部分能耗属于物理层的信息,通过跨层设计将能量消耗纳入网络层和链路层的路由优化选择中,一定程度上可以降低各种系统开销。在下一跳节点的选择中考虑节点的能耗^[89-91]能够更好地平衡节点的能量消耗,也可以通过优化决策状态空间^[41,43-46,92]或者按需自适应调整Hello包的间隔^[45-46]等方法降低路由决策的计算和处理开销。

3.1.3 大规模

与基于基础设施的网络相比,自组网节点的加入与退出更灵活,网络可扩展性更强。如2.2节所述,FANET空间架构包含高空平台和低空平台,其中低空平台更接近地面,可与地面网络有效互联。因此从空间维度来看,地面网络能够借助FANET的高可扩展性,将通信范围拓展到空中领域。

随着接入节点的规模逐渐增大,种类不断丰富,自组网的高可扩展性在带来广域网络覆盖优势的同时,也面临着以下挑战:由于缺乏中心化的管理机制,规模庞大的自组网节点的管理变得复杂,并且不同规格的节点之间的信息互动和数据融合需要优化。具体而言,FANET的网络节点在机身类型、传感器、运算设备、机载容量等方面呈现多样性,节点的加入与退出管理、异构节点的接口兼容和任务协同是设计大规模网络路由需要考虑的因素。

为应对自组网规模增加后节点管理挑战,可以对不同的节点分簇,每个簇头负责所在簇的成员管理,具体可见3.2.3节,其中RL-分簇^[39]和ICRA^[42]在分簇中设计了节点的加入和退出机制,可根据节点运动和分布情况动态调整簇的成员,以此保证网络链路的稳定性。

为提高异构节点之间的兼容性,Sharma等^[93]改进了网络分区方案,提出基于分布式优先级树的路由协议,处理了相互协调的空中自组网和地面自组网系统之间的传输问题。实际上,分簇也可以视为一种网络分区技术,不同簇内的成员需要通过各自的簇头中继实现通信,Wu等^[94]设计了基于SDN异构路由方案,结合簇内和簇间通信可以适应网络的动态拓扑。值得注意的是,Wang等^[95]仿照生物细胞壁特征,为传输距离内的异构无人机群构建可交换信息和任务协作的细胞壁,实现异构无人机群间的稳定数据传输。以上3项研究都按照一定的逻辑(如设备类型、任务模式、位置关系等)将网络

中不同结构的节点划分为多个区域,不同区域内的设备通过适当的方式实现协同。在FANET动态复杂的场景中,还需要考虑移动性差异带来的影响。

构建大规模的自组网需要综合考虑节点管理、异构协调与动态适应能力。为评估大规模化方面的性能,可以考虑通过吞吐量、控制开销和平均路径长度等指标的变化趋势来反映网络应对节点数量增长的能力。吞吐量的变化能够衡量网络在节点数量扩展时的传输能力,反映了路由方案在不同网络规模中的数据承载上限;控制开销的增长速度反映了路由的管理效率和资源消耗的敏感性;平均路径长度的增长趋势能够反映网络传输的效率以及对大规模化的适应能力。

3.1.4 强安全

与传统地面无线通信网络一样,FANET面临着入侵和攻击的挑战,除此之外,FANET因其场景特性在还存在以下安全挑战:(1)由于网络节点为自

组织形态,缺乏中心化的管理机制,节点的认证和管理存在缺陷,如何检测并及时剔除恶意节点需要完善身份验证和信任管理机制;(2)高移动性和恶意攻击都会使链路中断或失效,增加了威胁检测的难度;(3)加密解密、入侵检测等安全设计需要额外的能耗,受机载能量限制,安全性能会受到影响。

安全的FANET路由需要满足网络和数据传输的机密性、完整性、身份验证、不可否认性和可用性的要求^[18]。如表6,近年来关于FANET路由安全的研究涉及信任管理和评估、数据传输加密和攻击检测等方面。通过对数据传输进行加密^[84]可以维护应用数据的隐私安全,使用签名认证方法^[59]可以减少恶意节点欺骗和入侵的概率。更多的研究通过信任评估管理^[53,63,77]来检测和阻断恶意节点,主要通过节点的历史行为(比如接收和转发次数比例,丢包情况等)来评估节点的信誉值。然而,加入安全管理机制会给网络带来额外的开销,如何设计兼顾强安全与低能耗的路由^[96]同样受到关注。

表6 FANET安全路由研究对比

路由协议	研究动机	方法和特点	关注的攻击/威胁	安全机制		
				信任管理	传输加密	攻击检测
TEAOMDV ^[63]	应对内部攻击和链路频繁中断	设计了自适应模糊信任聚合以及信任波动惩罚机制	黑洞/灰洞攻击	✓		
QSR ^[62]	应对虫洞攻击以保证通信安全	通过基于Q-学习的安全数据包中继来抵御虫洞攻击	虫洞攻击			✓
TDLS ^[77]	识别并隔离不合作的节点	根据直接信任和间接信任评估节点行为,选择可靠的簇头	恶意节点入侵	✓		
DLSMR ^[79]	避免虫洞攻击并减少开销	基于深度学习的组播路由,预测和识别不安全的节点	虫洞攻击			✓
FTSR ^[60]	维护和提高路由通信安全	使用模糊逻辑设计路径信任机制,应对网络攻击	黑洞、洪泛、虫洞和选择性转发攻击	✓		✓
SWEeper ^[59]	数据传输的安全和节能需求	使用非对称密钥加密,根据信任因子选择路由节点	身份欺骗与数据窃听	✓	✓	
SIRFRM ^[84]	保证传输安全同时不影响QoS	在路由第二个阶段使用EAHE机制在传输前加密数据	数据传输泄露		✓	
TBMR ^[53]	动态特性和安全传输需求	基于信任的多路径安全路由,检测并隔离恶意节点	恶意节点伪造分组和操纵路由信息	✓		
IABC ^[97]	适应高移动性和资源受限挑战	基于区块链的轻量级共识算法	恶意节点入侵和数据传输泄露	✓	✓	
WOA-OLSR ^[96]	应对续航和安全挑战	使用鲸鱼优化OLSR,不同数据包使用不同的密钥	数据传输泄露		✓	
SecRIIP ^[98]	应对高移动性和链路故障	混沌藻类算法用于分簇,蜻蜓算法用于簇间传输加密	数据传输泄露		✓	
FUBA ^[99]	节点无线通信易受外部攻击	基于模糊逻辑分析节点行为,支持识别恶劣条件下的威胁	恶意节点入侵	✓		

表5中通用的QoS性能指标无法评估路由在安全方面的性能,因此还需要根据场景需求测试安全方面的专用指标,比如通过比较恶意节点的检出率^[60,62]和准确率^[62],或者检测为良好/恶意节点的概率^[53],可以评估安全路由在信任管理方面的性能表现;通过比较攻击检测的准确率^[60]可以评估协议在攻击检测方面的性能表现。

本小节按照优化目标将FANET路由分为高动态、低功耗、强安全和大规模4类。需要注意的是,不同的优化目标之间可能存在冲突。比如实现节能需要减少信令和链路维护周期,而这会削弱链路的自适应能力和安全性。2.1节讨论了在高动态和大规模之间,需要权衡节点通信的灵活性和网络的可扩展性。因此想要同时满足多个优化目标,需要在网络中权衡不同的需求,可以通过自适应的加权求和与分级目标切换的思路来实现。以分簇协议ICRA^[42]为例,使用加权求和的方法在簇头选举中综合考虑包括节点能量、节点度、链路稳定性等因素,通过动态调整权重大小,使得网络在节点能量充足时能够保证链路稳定性,而在能量水平不足时还能兼顾续航。

3.2 链路感知策略

数据包在网络中从起始节点到目的节点可能需要经过多个中转节点,在路由转发时需要根据链路实时状态来选择合适的下一跳。按照Chriki等^[23]在2019年的分类思路,从链路感知策略方面可以将FANET路由分为基于拓扑结构和基于位置关系的路由。

随着FANET路由研究不断丰富,一些路由在基于拓扑还是位置方面的特征并不明显,例如分簇路由一般被归类为拓扑路由^[7],而实际上有许多路由通过位置^[36,100-102,98]信息来获取邻居信息或完成分簇,在邻居感知以及形成分簇时,这些分簇路由可划分为位置路由,而在分簇完成后,数据包的路由转发一般由簇头进行管理,由于需要掌握簇型拓扑结构的信息,因此也可归类为拓扑路由。显然,原有的基于位置和基于拓扑的分类难以再区分这类路由的特征,Demeke等^[7]在2020年补充了混合路由的分类来描述这些协议。

综合考虑FANET路由分类方法的发展过程,本文按照链路感知策略将FANET路由分为拓扑路由、位置路由和混合策略路由(如表4和图5)。混合策略路由指的是在感知链路的过程中,既考虑了拓扑结构,又考虑了位置关系,比如分簇路由和跨层路

由,这两种混合策略的路由将在3.2.3和3.2.4中分别介绍。

3.2.1 拓扑路由

基于拓扑的FANET路由根据链路中的节点拓扑信息来确定数据包的传输途径,是在MANET路由的基础上发展而来的,种类丰富,关于这类路由的分类研究已经比较充分,本节将简要概述基于拓扑的路由分类方案,按照路由表的构建方式和网络组织架构的标准进行分类。链路中的拓扑信息以路由表的形式传递,早期的路由协议假定链路状态不发生变化,这类路由称为静态路由^[6],如用于无人机中继网络的加载和交付协议LCAD^[103](Load-Carry-and-Deliver)。而考虑到节点位置在动态变化,静态路由在FANET链路中不适用。数据包在传输过程需要确保链路信息的时效性,根据链路状态的更新方式,可将基于拓扑的路由分为主动式、反应式和混合式三类。

(1)主动式路由:又称表驱动路由,每个节点定期更新链路信息,不论链路中是否有数据包发送。经典方案有优化链路状态路由OLSR(Optimized Link State Routing)和目的节点序列距离矢量DSDV(Destination-Sequenced Distance-Vector)。许多研究针对任务场景的特点对OLSR进行改进和优化,比如结合强化学习和多维能量感知进行路由选择的MPEAOLSR^[40]、从跨层设计的角度进行改进的MCA-OLSR^[83]以及结合3D位置信息来应对高移动性的挑战的PBM-OLSR^[69]等。

(2)反应式路由:又称按需路由,只在有数据包传输任务时更新链路拓扑状态,通过发送路由请求(RREQ)和路由回复(RREP)报文探索最新的链路状态,经典方案有动态源路由DSR(Dynamic Source Routing)和自组织按需距离矢量AODV(Ad hoc On-demand Distance Vector),在FANET中可根据场景特性改进以上算法,如CB-DSR^[57]基于介数中心性改进了DSR,分布式地选择更可靠的转发节点;CLEA-AODV^[104]从跨层能量感知的角度来提升AODV的性能,QL-AODV^[105]使用双向Q-学习算法改进AODV来解决高移动性和资源受限的问题。

(3)混合式路由:主动式路由协议会产生控制消息开销,而反应式路由协议需要额外的时间来发现最优路由。混合式路由根据实际情况来选择路由驱动方式,比如将网络进行分区的路由协议ZRP^[106](Zone Routing Protocol),在区域内使用主动路由,

在不同的区域之间使用反应式路由。

基于拓扑的路由是在传统互联网的路由基础上改进的,通过更新路由表来确保数据包找到目标节点,技术和优化较为成熟,然而在链路频繁变化的自组网中,尤其是在节点机动性更强的FANET中,频繁消息交换将带来大量网络开销,对于载荷受限的无人机节点而言,实时维护准确有效的路由表存在挑战。因此设计基于拓扑的路由需要在路由开销和链路状态实时性和有效性方面做权衡,比如可以根据节点的运动变化特征和资源状态调整消息交换的时间间隔。

3.2.2 位置路由

基于拓扑的路由方案需要对路由表进行维护和更新,考虑到节点的高移动性带来的频繁拓扑变化,掌握最新的路由拓扑会影响网络的效率。基于位置的路由通过GPS等定位技术获取位置信息或其他传感器来获取节点之间的距离关系,从而确定路由转发策略,可以减小路由开销。

关于位置路由的分类也有不同的标准,文献^[7]按照是否时延敏感将基于位置的路由分为时延容忍网络(Delay Tolerant Network, DTN)和非DTN路由,而在文献^[21]中则按照反应式贪婪式以及预测的方法进行分类。实际上,基于位置的路由和基于拓扑的路由本质区别是,后者需要节点掌握从源节点到目的节点的整体拓扑结构,而前者只需要节点知道与自身的局部拓扑和目的节点的位置。定位可以获取周边节点的分布情况,因此,按照定位的方法可将这类路由分为基于范围的定位和无范围的定位^[100]。

(1)基于范围的定位:节点的定位技术(如GPS)需要节点测量与锚点的距离或角度关系。经典方案为MANET中使用GPS定位的GPSR协议,2024年的AM-GPSR^[68]协议在GPSR的基础上调整Hello数据包的间隔,并实现了可靠的数据传输。SIL^[102]算法3D空间中利用包围盒方法对有限边界内的粒子搜索空间进行挖掘,通过测量到锚节点的距离来估计目标节点的位置。

(2)无范围的定位:在一些特殊的环境(如战场、灾难救援等)中,可能无法保证所得位置信息的准确性,这类方法根据网络中的节点密度、节点之间的跳数和节点连接性来估计距离。James等^[107]假定场景为无法获取GPS定位的城市地区和战场环境,通过识别全局框架和惯性导航框架之间的关系实现2D的协作定位技术。ABPP^[108]协议记录邻近无人

机的时间信息和位置,使用加权线性回归模型来预测位置的变化。Yajun等^[66]通过设计时变有效传输范围的标准来获取距离和位置信息,并在3D场景中实现最优链路贪婪转发路由。Muhammad等^[100]受生物学中狼群行为的启发,设计了基于混合灰狼优化的仿生定位算法,提升了定位的性能。

基于位置的路由根据节点的位置信息来感知邻居,并在相邻节点中选择合适的下一跳,不需要维护全局的链路状态表,因此路由开销较低,在动态特性较强的自组网中能够适应链路频繁变化。然而这也要求节点需要搭载额外的辅助定位的设备,并且因为缺乏全局链路信息,路由选择容易陷入局部最优和无效路径。考虑两跳邻居或结合拓扑信息来辅助决策,可以提升位置路由的可靠性,但同时也增加了算法的复杂度,因此需要在路由有效性、最优性和算法复杂度之间做权衡。

3.2.3 分簇路由

具有相似特征(如位置、轨迹和所执行的任务等)的无人机可形成一个簇,其中的节点可分为簇头(Cluster Head, CH)和簇成员(Cluster Member, CM),簇头负责成员的管理和通信。2.1.2节也提到自组网有多种分簇结构,可以根据节点规模选择合适的分簇策略,表7列举了分簇路由的相关研究,包括如何形成和维护簇结构以及如何在簇结构中进行路由。

首先,选举簇头需要考虑不同的因素,包括剩余能量、节点间的距离、节点中心性、速度和链路寿命等,除此之外还可考虑其他因素,比如与骨干无人机之间的连接性^[39]、与基站之间的距离^[71,74]、节点信任值^[77,97]、链路通信质量^[78]和孤立簇的个数^[72]等。通过加权求和可以综合考虑多个因素来选举最优簇头,表7列举了近几年研究所用的分簇算法,可以发现在动态复杂的FANET场景中,使用机器学习或者仿照生物群体行为的分簇方案能够较好地应对拓扑频繁变化。

其次,完成分簇后,簇中的节点可能会因为高移动特性或者故障等原因脱离簇,为保持簇的有效性,可以通过重新分簇或者通过节点加入、退出和更换簇头等机制持续更新簇结构。节点的任务更新或运动变化还会影响簇结构的大小,可通过簇间节点调换^[102]、簇的合并^[78,102]来调节簇的大小,在实际场景中还可根据具体情况设定其它维护机制,比如为应对簇头故障,可以设置备用簇头^[77]或损伤检测^[78]来提升簇结构的稳定性。

表7 FANET分簇路由研究对比

路由协议	分簇形成													路由方案	
	分簇算法	簇头选举考量因素						簇的维护							
		剩余 能量	簇内 距离	节点度	移动 速度	在线 时间	其它 因素	节点 加入	节点 退出	节点 调换	重新 分簇	簇的 融合	其它 机制	簇间	簇内
LB-MCR ^[70]	N/A				N/A						N/A			△	△
K-MORP ^[36]	K-均值		✓								✓			△	△
RL-分簇 ^[39]	强化学习	✓		✓	✓	✓	○	✓	✓		✓			△	*
ICRA ^[42]	强化学习	✓		✓	✓	✓		✓	✓		✓			△	△
PICA ^[78]	生物启发	✓				✓	○		✓			✓	○	N/A	N/A
FMORT ^[76]	生物启发	✓				✓	○				✓			N/A	N/A
CLARA ^[75]	强化学习	✓	✓								✓		○	△	✓
TDLS ^[77]	加权最优	✓	✓				○	✓			✓		○	N/A	N/A
DCFH ^[72]	生物启发	✓	✓	✓			○	✓	✓				○	△	△
ICW ^[73]	生物启发	✓	✓	✓		✓		✓			✓		○	△	△
DLSMR ^[79]	粒子群优化	✓	✓	✓	✓			✓						△	*
MGO-JAYA ^[74]	自然启发	✓	✓		✓		○	✓	✓					△	△
MWCRSF ^[71]	生物启发	✓		✓	✓		○	✓	✓		✓			△	*
BIC ^[100]	生物启发	✓	✓	✓							✓			△	*
IABC ^[97]	生物启发	✓			✓	✓	○				✓		○	△	△
SecRIP ^[98]	生物启发	✓	✓		✓		○				✓			△	△
DTPCH-C ^[109]	K-均值	✓	✓	✓				✓	✓				○	N/A	N/A

注：○表示考虑了其他机制，N/A表示未能在文献中找到相关描述，*表示簇内为单跳传输或通过簇头转发，△表示详细地介绍了路由机制。

最后,分簇路由包括簇间路由和簇内路由两个过程,由于簇头掌握并负责管理簇内的拓扑结构信息,因此簇头可代表所在簇,对于不同簇之间的路由传输,一般可通过簇头之间的多跳连接来实现簇间路由^[36,42],考虑到不同的簇头可能并不在彼此的通信范围之内,在实现簇头之间的转发时,可通过簇间转发节点来实现,这些簇间转发节点一般位于簇的边缘^[97],或者有邻居在其他簇中^[39]。簇内路由策略较为简单,可通过单跳传输或簇头转发来实现。也有研究考虑安全传输^[98]等方法,设计特定的簇间路由方案路由。

分簇路由在形成簇的过程中可能需要地理位置,在路由转发过程中可以使用拓扑信息,簇头负责簇内成员管理和通信,相较于集中通过地面基站进行管理,路由维护整体不会产生过多的开销并且可扩展性高,能够适应大规模自组网环境。需要注意的是,簇头的任务负载很重,在节点移动性较高的网络中可能需要不断重新分簇,所选簇头对簇结构的稳定性和网络性能有很大的影响。因此设计分簇路由需要根据节点运动状态、位置、剩余能量等信息来选择合适簇头。此外,簇结构的大小以及簇的个数会影响网络的效率^[72]。可以根据实际任务需求来调整簇结构的大小,以最大化实现多无人机网络的效益。

目前的分簇方案大部分考虑的都是同类型同规模的节点,在2.2中提到FANET中的节点机载资源、续航能力和通信能力上存在差异,未来的研究可考虑在异构的节点之间进行协同建簇(如表7中的LB-MCR^[70],考虑了地面无人车和空中无人机网络的分簇路由),簇头可以由体型较大、负载能力更强的节点担任,从而减少簇头推举阶段的开销和时延,并缓解簇头负载过大带来的影响。

3.2.4 跨层路由

2.3节中介绍了FANET的网络分层架构,一般而言,信息交互仅在在相邻的层之间进行,为满足FANET场景的动态变化,可以通过跨层设计共享不同层的网络信息(如表8)。

传统的路由选择只需掌握数据包起点到终点的拓扑结构,在网络层即可完成,在动态复杂的FANET场景中,可以越过层级限制获取物理层^[110]的节点运动信息、频谱信道质量等提升数据传输的通信质量,还可以根据数据链路层^[83,104,110]的传输延迟和丢包率判断路径传输效率。FLS-CL^[111]分阶段先后综合考虑了所有层级的参数信息,以实现特定的QoS要求。

跨层设计可综合不同网络层次的信息来及时响应链路变化,从而提升网络性能和稳定性,适用于动态变化的网络场景。然而跨层的信息共享也增加了

表8 FANET跨层路由研究对比

路由协议	研究动机	涉及层级	共享的信息	方法和特点
Bio-inspired ^[81]	应对拓扑频繁变化的挑战	应用层、网络层、物理层	数据优先级、链路通信质量、节点位置	仿照孢子繁殖行为,根据网络状态来自适应调整邻居信息的获取和更新策略
QRCF ^[80]	满足可靠的数据传输需求	网络层、链路层、物理层	节点速度、剩余能量、链路连接时间、移动路径	使用圆柱形过滤技术,基于Q-学习发现可靠和稳定的路由
GPSR-CB ^[82]	缓解路由空洞,提升数据传输鲁棒性	网络层、物理层	节点度、与终点的距离、信噪比	根据节点邻居度、距终点距离和信噪比来自定义度量,通过加权求和综合评估和选择可靠的链路
DRLFR ^[85]	降低延迟和能耗	网络层、链路层、物理层	单跳时延和路由跳数、重播次数、信噪比和能耗	使用深度强化学习方法来优化路由转发策略,状态包含电池容量、信道条件和单跳邻居的转发决策
MCA-OLSR ^[83]	应对链路频繁断裂,缓解网络流量拥塞	网络层、MAC层	数据包寿命PST和干扰链路的数量IL	采用多度量路由机制选择持久且拥塞程度低的路线,通过抢先路由切换和队列管理实现高效资源管理
SIRFRM ^[84]	适应节点动态移动性,提升数据传输安全	网络层、MAC层	数据传输速率和公平率、传输范围	通过跨层优化共享信息以提升数据传输速率,使用增强的代数同态加密机制在传输对数据加密
CLEA-AODV ^[104]	应对无人机节点间连通性和可靠性的挑战	网络层、MAC层	N/A	使用人工萤火虫算法进行簇头选择,综合考虑MAC层信息优化路由以减少网络链路中断
CLRM-DSR ^[110]	适应高动态场景特性	网络层、MAC层、物理层	链路信息、频率信息、功率资源	通过跨层设计综合考虑链路质量和跨层开销,使用平均场博弈优化资源利用率
FLS-CL ^[111]	应对特定QoS需求	所有层级	数据包传输率、端到端延迟、节点速度等	基于模糊逻辑的跨层路由设计,先考虑物理层、传输层和应用层的3个参数,后续考虑所有层的5个参数

路由设计的复杂度,各层之间可能存在依赖关系,打破层级限制可能会破坏协议栈设计的逻辑。因此,跨层路由设计需要熟谙各层网络协议之间的关系并在不影响网络稳定性的前提下,权衡所需要共享的层级信息。

结合 3.2.1~3.2.4 节的描述,按照链路感知策略可将 FANET 路由分为拓扑路由、位置路由和混合策略路由(包括分簇路由和跨层路由)。以下将分析各类路由的优缺点以便在设计路由协议时根据任务需求来选择链路感知策略。

基于拓扑结构的路由根据拓扑关系表来选择最优路由,在传统网络中的应用已经比较成熟。其中对主动式路由而言,路由表是定期更新的,传输数据时可快速确定路径,时延较低,但需要频繁交换信息,路由开销较大,在频繁变化的场景中适应能力弱,适用于拓扑结构较稳定以及实时性要求较高的场景(如 HAP 中的大型无人机之间的通信)。反应式路由只有在有数据传输需求时才更新拓扑信息,与主动式路由相比,开销更低且适应高动态环境的

能力更强,但在数据传输前需要先更新路由拓扑,初始状态下的延迟较高,适用于资源受限的微型无人机网络以及对时延要求不高的任务场景。混合式路由可根据网络状态在主动式和被动式之间灵活切换,因此适应能力较强,其性能依赖于动态切换机制的合理性,给增加了设计难度,适用于资源分布不均匀的、大规模的、异构的网络。

基于位置的路由通过地理位置关系来感知邻居,减少了对拓扑信息的依赖,降低了消息交换的开销,适用于高动态的网络场景,但由于只掌握局部的拓扑信息,容易陷入局部最优或者路由失败。

通过分簇或者跨层的方法,可综合位置信息和拓扑结构进行路由决策。分簇路由中,每个簇头负责管理拓扑结构,减轻了大部分普通网络节点的负担,也提升了网络的可扩展性,适用于高可扩展性的大规模场景,然而网络性能依赖簇头的选择,簇头相对于其他节点而言能量消耗更快,簇头的不稳定将影响链路的有效性,选举簇头还会额外的开销,簇头选择不当会直接影响该簇的网络性能。

跨层路由可根据不同层级的信息(如信号质量、干扰)掌握网络的全局信息,并及时调整路由以提升吞吐量、延迟等指标,适用于链路质量波动较大、能量受限、拓扑频繁变化的场景,这也使得路由设计变得复杂,各层之间可能存在依赖关系(比如网络层可能会直接按照物理层提供的信息选择信号质量高但是信道带宽低的链路,进一步加重拥塞),打破层级限制可能会影响网络功能运转的逻辑,在跨层设计时需要谨慎选择可以共享的信息,以保证网络运转逻辑的一致性。

3.3 优化策略

确定下一跳节点实际上是一个最优选择问题,按设定的度量来匹配条件最优的节点,还可以对多个度量进行加权考虑更多的因素。本节按照优化策略将FANET路由分为贪婪选择、人工智能和生物启发3类:贪婪选择策略考虑当前状态下效用最优

的选择,人工智能通过迭代学习或训练的方法提升算法的自适应能力,生物启发通过仿照自然界中的特殊生物机制来辅助决策。

3.3.1 贪婪选择

贪婪选择策略每次选择只关注当前状态下最优解,GPSR协议是经典的基于地理位置的贪婪路由,每次从邻居中选择离目的地最近的节点转发。

表9列举了近3年使用贪婪选择策略的路由,并按照贪婪选择的对象分为单因子和多因子(加权)贪婪最优,单因子贪婪最优只参考单个变量,简单的如相对距离或相对速度,复杂的如式(5)中的 t_{ECR} 表示节点 i 进入目的节点 j 通信范围的时间,AGGR协议^[67]在 $t_{ECR} > 0$ 的节点中进行下一跳选择,其中 $\Delta d_{i,j}$ 为两节点的距离, $v'_{i,j}$ 为两节点的相对速度, R 为最大传输半径, θ 表示相对速度和相对位置之间的夹角。

表9 FANET中使用贪婪选择优化策略的路由研究对比

路由协议	类别	研究动机	研究内容	方法和特点
BC-DSR ^[57]	单因子 贪婪最优	适应高移动性的高效路由	基于介数中心性的DSR路由	根据介数中心性贪婪选择代价最小的下一跳
SWEeper ^[59]		安全节能的路由传输需求	基于瀑布模型的安全节能路由	清除恶意节点后通过广播选择最佳可信节点
SIRFRM ^[84]		应对动态特性和安全挑战	基于跨层设计的安全路由	选择向目标节点靠近的最优节点作为转发节点
AGGR ^[67]		应对暂时性失明和链路频繁断裂问题	基于贪婪策略的地理位置路由、自适应Hello调整机制设计	定义了与距离和速度相关的度量 t_{ECR} ,基于贪婪选择策略选择最优下一跳
AM-GPSR ^[68]		调整Hello周期优化能耗改进数据传输可靠性	通过自适应的多路径的策略改进GPSR协议	可自适应调整Hello消息周期,使用贪婪策略进行多路径转发
CF-GPSR ^[65]	多因子 贪婪最优 (加权)	适应拓扑动态变化	基于圆柱滤波的GPSR	综合考虑速度、距离、能量和夹角来选择下一跳
GPSR-CB ^[82]		缓解路由空洞	多级骨干网络跨层路由设计	综合考虑节点度、距离和报文错误率来选择下一跳
BLPR ^[66]		适应高机动性和拓扑频变	3D场景下的地理位置路由	根据自定义的时变加权度量贪婪选择最优路由
DCFH ^[72]		应对拓扑频变和能耗挑战	动态分簇算法和贪婪最优路由	根据簇头距离、能量和缓冲区容量贪婪选择下一跳
TAG-Routing ^[58]		应对能量受限挑战,适应节点高机动特性	基于离散时间聚合图的节能路由	综合考虑了时延、相对移动性和剩余能量等全局信息来确定路由转发策略
PBM-OLSR ^[69]		应对拓扑频变并优化能耗	基于3D位置改进OLSR协议	结合节点剩余能量和链路寿命改进路由度量设计
TBCR ^[112]		大规模网络的同步开销大,适应节点高动态特性	加权距离最小路由算法	采用无环路虚拟拓扑的本地转发提高路由效率,使用贪婪地理转发策略来增强网络路由灵活性
OPAR ^[86]		适应节点三维动态特性,应对节点分布不均的挑战	预测式和自适应路由协议优化	综合考虑路径寿命和路径长度以最大化网络性能

$$t_{ECR} = \begin{cases} 0, & \theta < \theta_{\max} \text{ and } \Delta d_{i,j} < R \\ \frac{\Delta d_{i,j} - R}{v'_{i,j}}, & \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

多因子贪婪最优通过加权^[112]或建立线性规划模型^[86]来综合考虑多个变量,例如DCFH协议^[72]在节点 i 和 j 之间选择转发节点时,根据式(6)综合考虑了节点 r 剩余能量水平 E 、位置信息 (x, y, z) 和缓冲容量 BF 等参数,基于贪婪策略选择合适中转节点,其中 α 为权重因子。

$$S_r = \alpha_1 \left(\frac{E'_r}{E_{\max}} \right) + \alpha_2 \left(\frac{BF'_r}{BF_{\max}} \right) + \alpha_3 \left(1 - \frac{\sqrt{(x'_r - x'_i)^2 + (y'_r - y'_i)^2 + (z'_r - z'_i)^2}}{\sqrt{(x'_j - x'_i)^2 + (y'_j - y'_i)^2 + (z'_j - z'_i)^2}} \right) \quad (6)$$

贪婪路由不依赖全局的网络拓扑信息,因此该策略机制简单,决策快,对资源消耗较少,然而也由

于每次只考虑局部信息,容易陷入局部最优,并且由于启发规则是固定的,其动态调整能力不高,适用于简单网络场景和低资源设备。

3.3.2 人工智能

近年来人工智能技术发展迅速,机器学习(Machine Learning, ML)可分为监督学习、无监督学习以及强化学习等^[113]。表10列举了在FANET中使用了ML算法的路由,具体可分为K-means、强化学习(Reinforcement Learning, RL)、深度学习(Deep Learning, DL)以及将两种方法结合的深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)。

(1) K-means

K-means属于无监督学习,按照数据样本的距离关系进行分类,先预选中心节点,之后通过误差评价指标评估聚类效果,再通过迭代不断更新分类,该类算法适用于分簇。在FANET场景中,节点快速移动会导致分簇结构不稳定,可以考虑对K-means进行改进(如采用在线学习^[36]策略),在设置中心节点时,除距离关系外还可考虑节点的邻居个数、速度相似性等其他因素。

(2) 深度学习

使用由神经节点组成的多层来实现准确的模式识别,可以对过往的网络状态进行分析,并提取特征,以此为基础可以预测未来的网络状态。RDF-PAP^[114]是关于数据包到达预测(Packet Arrival Prediction, PAP)的路由协议,应用了长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)模型来预测每个无人机的数据包到达时间,从而避免大流量无人机造成的数据包丢失。DNNR^[115]将深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)引入FANET路由,对三维空间进行划分,降低了路由发现的复杂度,充分利用空间划分对快速变化的网络拓扑的动态适应性,提高了识别可用链接的概率,结合DNN转发和贪婪转发策略来选择下一跳节点。

除了应用于预测网络状态外,深度学习在FANET更多的使用场景是缓解强化学习的状态空间过大问题,用以加速算法的收敛过程,后文将详细介绍相关研究。

(3) 强化学习

强化学习中的个体通过与环境的互动来学习不同状态下的行动策略,与监督学习和无监督学习不同,强化学习不需要数据样本支持,显然在FANET的动态变化的网络场景中更加适用。

由表10可知,应用较多的是Q-学习及其改进

版本,Q-学习用于解决具有离散状态和动作空间的马尔可夫决策过程问题,通过维护由状态S和行动A构建成的表格Q(S, A),表格中记录不同状态下各种行动的奖励R,一般通过式(7)对Q-表进行更新(α 为学习率, γ 为折扣系数, S' 为下一状态的集合)。QQR^[116]针对链路断裂问题,使用Q-学习进行QoS保障的路由设计。QTAR^[91]针对链路失效问题,使用Q-学习并考虑两跳邻居节点来改进路由决策。QRIFC^[43]为解决链路重传、环路、能量漏洞和延迟长等问题,研究了自适应群体控制算法,在路由中使用了Q-学习多目标奖励函数,并在3维场景中对两跳的邻居进行了预测。

$$Q(S, A) = (1 - \alpha) \cdot Q(S, A) + \alpha \left[R + \gamma \max_{a \in A} (Q(S', a)) \right] \quad (7)$$

由于自适应能力较强,强化学习在FANET中的应用场景不断深入,除路由选择优化外,还可利用Hello包的发送间隔优化,TARRAQ^[117]根据邻居节点的动态特性确定了弹性时间间隔,并自适应调整Q-学习的学习率和折扣系数。与此同时,状态变量的定义也逐渐复杂:由离散的到连续的、由单维的变为多维的,ICRA协议^[42]将Q-学习用于簇头选择,通过加权的方式综合考虑4个维度的状态:剩余能量、邻居节点度、速度相似性和链路维持时间,采用式(8)对每个维度的状态进行离散化,并与 $U_i^n = \{u_i^1, u_i^2, u_i^3, \dots, u_i^N\}$ 构建映射关系(对0.1求模后每个维度的状态空间大小为10), i 为状态序列的索引, P_i 为经过式(8)处理后在 U_i^n 中出现的概率,式(9)中 H_i 为状态变量的第 i 个元素的熵。

$$s_i' = [H_i \bmod 0.1] \quad (8)$$

$$H_i = - \sum_{n=0}^{10} (P_i^n \cdot \log P_i^n), \quad i \in [1, 4] \quad (9)$$

综合考虑多个因素可以更全面地对网络进行优化,但多维度的状态会使状态空间指数级增长(假设有 d 维状态,每个维度状态空间大小为 n ,则总状态空间大小 $N = n^d$),状态空间过大会影响算法的收敛,QRF^[41]对Q-学习的状态空间大小进行了优化,并自适应调整了学习参数,设置了路由漏洞或链路故障的预防机制。

除了单智能体的Q-学习以外,还有其他的RL算法,MARL^[38]针对开销和时延问题,对三维空间进行划分,使用多层感知器算法按需洪泛路由,并使用多智能体强化学习(Multi-Agent Reinforcement

表 10 FANET 中使用人工智能优化策略的路由研究对比					
类别	路由协议	优化模型	研究动机	研究内容	方法和特点
机器学习	K-MORP ^[36]	K-means	适应节点的高机动性	分簇	通过在线学习完成分簇
	DTPCH-C ^[109]	K-means	应对拓扑频变和资源受限挑战	分簇	通过网格划分和移动预测调整发射功率
深度学习	DLSMR ^[79]	DNN	应对路由转发中的安全问题	安全路由预测	根据不同网络信息预测路由是否安全
	JPE ^[54]	LSTM	应对数据流量波动,适应节点动态移动特性	基于预测和熵加权的 路由	使用 LSTM 预测相邻无人机的移动性、缓冲区大小和链路过期时间
	RDF-PAP ^[114]	LSTM	解决因数据包积压导致溢出和丢失问题	数据包到达预测、 链路评估与决策	自适应避免数据包缓冲区溢出 使用路由决策因子联合评估链路
	DNNR ^[115]	DNN	适应节点高移动性和拓扑频变	三维空间划分、 下一跳节点选择	外部路由转发策略使用了 DNN 算法 内部路由使用贪婪转发策略
	AI-FEQ ^[64]	Q-学习	提升多无人机网络的性能	基于人工智能的 多无人机系统路由	基于 Q-学习的全回声路由和基于位置 预测的定向 MAC 协议
强化学习	QRCF ^[80]	Q-学习	满足可靠的数据传输需求	基于 Q-学习的自适 应路由	使用圆柱滤波技术优化状态空间集,提 高了学习算法的收敛速度
	MARL ^[38]	MARL	优化路由开销和时延	三维空间划分和 按需路由	结合多层感知器算法实现了按需洪泛 路由
	RL-分簇 ^[39]	RL	适应节点移动特性和拓扑频变	分簇与数据路由机制	使用强化学习完成集群路由动态规划
	MPEAOLSR ^[40]	RL	优化能量感知	能量感知和 MPR 选择	实现多维能量感知和分布式自适应路由
	QRF ^[41]	Q-学习	减少 Q-学习延迟高带来的影响	去中心化数据包路由	使用智能过滤算法管理状态空间大小能 够预防路由漏洞或链路故障
	ICRA ^[42]	Q-学习	提升链路稳定性	簇头选择	通过 Q-学习动态调整簇头选举因子的 权重
	QRIFC ^[43]	Q-学习	避免链路重传与环路,应对能量 漏洞问题,降低网络延迟	两跳邻居预测、 优化时延和能耗	Q-学习使用了多目标奖励函数,设计了 路由漏洞和环路惩罚机制
	QSR ^[62]	Q-学习	抵御虫洞攻击并保证 QoS	基于 Q-学习的安全 路由	设计了分布式基于 Q-学习的路由框架, 动态调整 Q-学习的折扣因子和学习率
	QQR ^[116]	Q-学习	减少链路断裂和路由重建	基于 Q-学习的 QoS 路由	将邻居度、链路寿命和带宽作为路由 度量
	QTAR ^[91]	Q-学习	应对链路失效问题	优化路由选择	奖励函数考虑了两跳邻居节点的不同 参数
深度强化学习	TARRAQ ^[117]	Q-学习	提高 PDR 和能效并降低延迟	捕捉邻居变化的 路由选择	能够以低开销捕捉拓扑变化,使用自适 应 Q-学习实现拓扑感知弹性路由
	MADDPG ^[56]	MARL DQN	克服集中式控制算法与网络分布 式特性之间的冲突	多智能体强化学习	改进传统的深度 Q-网络,并使用去中心 化的多智能体强化学习
	DRL-SSR ^[44]	CNN Q-学习	提高吞吐量与负载均衡	新型管道路由	提出基于 DRL 的智能管道路由算法,利用 FANET 结构描述基于几何寻址的趋势
	DRL-MLsA ^[45]	CNN Q-学习	适应节点高机动性并优化能耗	自适应调整链路 维护周期	通过 Q-学习自适应调整 Hello 广播间隔 利用 CNN 解决 RL 状态空间过大的问题
	PARouting ^[46]	RNN DDQN	应对 Hello 消息频繁发送带来的 不必要开销问题	节点位置预测、Hello 包 周期控制、下一跳选择 优化	使用高斯神经网络预测无人机位置,在下一跳路由选择中使用了双深度 Q-网络
	DRL-AdCAR ^[55]	DRL	适应网络的动态特性	自适应编码感知路由	通过 DRL 增加网络编码机会,使用 RNN 提升预测的准确性
	DRLFR ^[85]	DNN Q-学习	强化学习在大型网络中的反馈不 准确,需要降低路由延迟和能耗	节能快速路由	使用强化学习来优化路由决策,DNN 解 决大规模网络的状态量化误差
	DRL-FIR ^[92]	DRL	应对链路频繁断开问题	路由决策优化	使用深度 Q-网络来自适应选择相邻节 点,通过 8 层 ResNet 估算 Q 值
其他	AirPro-FL ^[61]	模糊逻辑	取代单架无人机并优化能耗	改进 OLSR 协议	模糊处理当前的传输功率和网络连通度, 动态调整未来传输功率和 Hello 消息间隔
	FTSR ^[60]	模糊逻辑	增强并维护 FANET 通信安全	基于模糊信任的 安全路由	在路径信任机制中使用模糊逻辑系统, 识别不安全的路径
	CLRM-DSR ^[110]	博弈论	适应节点高机动性	跨层优化的动态源 路由	基于平均场博弈模型设置跨层代价函数, 对物理层和 MAC 的资源分配进行优化

Learning, MARL) 整合信息以进行路由决策。MADDPG^[56]使用MARL对路由进行优化,解决了集中式的优化控制算法与分布式系统之间的冲突。

(4) 深度强化学习

以上提到Q-学习等强化学习算法存在状态空间过大、收敛慢等问题,结合深度学习可优化状态空间并提升算法的收敛速度。DRL-FIR^[92]针对链路频繁断开问题,考虑了两跳中对称节点的状态,使用深度Q-学习来自适应选择相邻节点,其中Q值的估算使用了8层残差网络(Residual Networks, ResNet)。PARouting^[46]针对定期发送Hello消息带来不必要的路由开销问题,通过改进循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)来预测无人机位置,按需自适应地控制Hello数据包周期,并使用双深度Q-网络(Double Deep Q-Network, DDQN)用于下一跳节点的选择。DRL-MLsA^[45]使用强化学习自适应调整FANET节点广播的Hello间隔,确定了最优链路维护周期,并使用DL解决连续或无限状态下的策略学习问题。DRL-SSR^[44]为达到高吞吐量和负载均衡的路由性能,结合卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和Q-学习并设计了新型智能管道路由,解决了输入数据可能大量涌入的问题。

(5) 其他相关算法模型

目前在FANET路由中人工智能算法的应用场景包括路由决策、分簇优化和拥塞避免等,以上4类算法是比较常见的优化方案外,其他AI相关的智能算法或模型还有模糊逻辑、博弈论、联邦学习等。模糊逻辑可用于处理动态环境中的不确定性,提高路由决策的鲁棒性,除此之外,还用结合强化学习,完成状态空间的离散化,优化强化学习的收敛过程。博弈论可用于优化多无人机之间的交互策略,实现协同与竞争关系下的最优路由选择。尽管目前尚未有联邦学习直接应用于路由选择的研究,但其已在多无人机网络中的干扰避免与隐私保护通信方面展现出潜力^[118],未来有望扩展至FANET的跨层路由与安全设计中。

人工智能方法具备自适应能力,在FANET场景中,能够应对节点高移动性带来的拓扑频繁变化的问题。而与此同时,使用AI算法需要额外的计算开销,在状态空间复杂的网络环境中,还可能面临收敛速度慢、过拟合等问题。

3.3.3 生物启发

仿生学通过研究自然界中特殊的结构和功能,

可为其他领域研究提供参考(如机器学习中的神经网络)。随着投入使用的无人机规模逐渐增加,FANET网络优化问题的状态空间也逐渐复杂,自然界中一些生物个体或群体的行为可以为FANET路由优化提供思路,表11比较了近几年相关研究的方法和特点。

首先,许多生物学中的群体行为可以为路由选择和优化设计提供思路,通过群体中个体之间的信息共享和协作来寻找问题的最优解,如蜂群^[97]、蚁群^[119]、狼群^[100-101]等,这些群体行为可以启发FANET的路由选择^[76]、分簇优化^[97,100-101]、定位^[100]等。以蜂群算法^[97]为例,研究人员模仿蜂群采蜜的分工机制,在搜索任务中将蜂群分为3类:雇佣蜂(Employed Bee)根据式(10)开发新蜜源,评估蜜源*i*的适应值 Fit_i ,并将信息与观察蜂共享;观察蜂(Onlooker Bee)并根据式(11)以概率*P*选择是否跟随雇佣蜂;侦查蜂(Scout Bee)根据式(12)进行全局随机搜索,以增强算法跳出局部最优的能力。式(10)和(12)中 x_m^n 的上标表示不同的解,下标表示第*n*个解的第*m*个元素, ϕ 为-1到1之间的随机数,SN为蜂群的规模,三类蜜蜂角色可以互换。

$$v_j^i = x_j^i + \phi(x_j^i - x_j^k), i \neq k \quad (10)$$

$$P_i = \frac{Fit_i}{\sum_{j=1}^{SN} Fit_j} \quad (11)$$

$$x_j^i = x_j^{\min} + \phi(x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (12)$$

其次,一些特殊的生物个体行为或机制也可以为FANET路由设计提供参考,比如分簇形成和管理^[78,98,120]、异构优化^[95]、路由骨架构建^[121]和安全管理^[96,98]等,这些算法的原型包含了混沌藻类和蜻蜓^[98]、座头鲸^[96]和多头绒泡菌^[78]觅食、人类神经系统^[121]、生物细胞壁^[95]等。PICA协议^[78]中使用式(13)来描述多头绒泡菌觅食行为,其中 Q_{ij} 为单位时间内管状结构的流体通量, D_{ij} 为管状结构的导流能力, P 为压力, L_{ij} 为管状结构的长度。

式(13)解释了管道结构的物理参数对流体运输能力的影响。研究人员将管状结构的两个端点*i*和*j*映射为网络中的节点*i*和*j*,并将 D_{ij} 映射为带宽 B_{ij} 来表示节点*i*和节点*j*之间的数据传输能力。而考虑到无线数据传输存在路径损耗,即两个节点之间的距离越远,损耗越大,研究人员使用两节点之间的路径损耗来代替式(13)中的 L_{ij} 。根据上述映射关系,PICA协议使用式(14)来描述两节点间的链路

表 11 FANET 中使用生物启发优化策略的路由研究对比

路由协议	生物学原型	研究动机	研究内容	方法和特点
Bio-inspired ^[81]	孢子繁殖	应对拓扑频繁变化	按需路由	引入孢子繁殖策略的量化自适应行为,根据场景的活跃度选择提前存储或实时更新邻居信息
PICA ^[78]	多头绒泡菌觅食	降低控制开销,提升通信效率	分簇	提出分布式多跳分簇和备份簇头选择机制,解决了大规模分布式网络中过度分簇问题
FMORT ^[76]	麻雀和蜻蜓	降低无人机的能耗,提升节点可靠性和任务处理能力	混合元启发路由	麻雀算法用于全局搜索和路径识别,蜻蜓算法用于簇头选择和重新分簇
DCFH ^[72]	火鹰	应对拓扑频变,提升集群稳定性	动态分簇算法	基于火鹰优化算法确定节点在簇中的角色
ICW ^[73]	鲸鱼	提升通信稳定性和可扩展性	智能分簇算法	使用鲸鱼优化算法完成集中分簇并找出最佳簇中心
MGO-JAYA ^[74]	山瞪羚羊	适应高移动性,优化能耗并提升通信可靠性	自适应分簇	仿照山瞪羚羊行为自适应确定簇头个数,设计了簇头退簇、簇头重载和节点加入等维护机制
BIC ^[100]	灰狼群	应对高移动性与拓扑频繁变化	定位和分簇	考虑混合灰狼优化方法实现高能效生物启发定位和分簇
IABC ^[97]	人工蜂群	适应节点高移动性,应对资源受限挑战	分簇、安全路由	使用改进型人工蜂群算法优化分簇并保障路由安全,雇佣蜂和观察蜂提高收敛速度和开发能力
WOA-OLSR ^[96]	座头鲸捕食	应对节能和安全的数据传输需求	安全路由	综合考虑能量消耗、链路稳定性等多目标的安全路由
SecRIP ^[98]	混沌藻类蜻蜓	适应拓扑频繁变化特征,应对安全可靠路由设计需求	分簇、安全路由	混沌藻类算法用于分簇形成和管理,蜻蜓算法用于簇间加密数据传输
Bi-UAS ^[95]	生物细胞壁	集中式架构易受动态影响,应对QoS受网关容量限制的挑战	异构集群路由	将细胞壁行为转换为无人机集群网络的单元墙构建,每个无人机集群具备细胞壁构建的主要特征
ACO ^[119]	蚁群	适应高移动性、拓扑稀疏等特点,应对链路断开、延迟与开销问题	路由选择	使用模糊逻辑确定最优链路
BMUDF ^[120]	混合仿生	应对模型数据样本需求大、数据复杂的问题	扇形分簇	使用粒子群优化处理参数,遗传算法实现目的地感知,灰狼模型识别故障节点
3D-TR ^[121]	人类神经系统	在动态集群的过程中,有效建立和维护无人机集群间的路线	3D变换路由	仿照人类神经系统构建了主动路由骨架,通过动态调整trunkstem-stemlet结构来适应阵型变化

虚拟通信量,压力 P_{ij} 被映射为网络中两点间的加权链路传输质量(LS_{ij} 表示两节点的运动相似性, ER_{ij} 表示两节点中的最小剩余能量, LQ_{ij} 表示两节点在物理层的链路质量, k_1, k_2, k_3 为权重系数且 $\sum k_i = 1$)。

$$Q_{ij} = \frac{D_{ij}(P_i - P_j)}{L_{ij}} = \frac{D_{ij} \Delta P_{ij}}{L_{ij}} \tag{13}$$

生物启发路由参考了自然界中的一些特殊的生物学行为机制,在拓扑频变的FANET中具备一定的自适应能力。未来随着无人机设备规模不断增加,受生物行为启发的群体智能^[35]仿生路由在改善FANET路由设计中具备应用价值。

$$Q_{ij} = \frac{B_{ij} \Delta P_{ij}}{L_{ij}} = \frac{B_{ij}}{L_{ij}} (k_1 \cdot LS_{ij} + k_2 \cdot ER_{ij} + k_3 \cdot LQ_{ij}) \tag{14}$$

表 12 从自适应能力、决策收敛速度、算法复杂度和最优性多个方面比较了 3 类优化策略。贪婪选择只考虑当前状态的最优策略,收敛速度较快。但也因依赖局部信息,容易陷入局部最优,适用于需要快速响应但资源受限的场景。人工智能通过迭代学习来适应动态复杂的环境,相对而言复杂度更高(如机器学习),收敛速度更慢(如强化学习),可能还需要大量的训练数据支持(如深度学习),适用于较大规模且资源相对充足的网络环境。生物启发在优化机制中仿照特殊的生物行为,适合大规模群体网络,算法复杂度较高,收敛速度和算法复杂度受网络规模影响,部分算法(如蜂群算法)仍会陷入局部最优。

综上所述,在选择合适的 FANET 路由优化算法时,需要充分考虑场景特点与实际应用需求。优化算法的自适应能力决定了协议对网络状态变化的

表 12 3 类 FANET 路由优化策略优劣性比较

优化策略	自适应能力	收敛速度	算法复杂度	最优性
贪婪选择	可快速适应动态拓扑	快	低	依赖局部信息,容易陷入局部最优
人工智能	初期适应力弱	慢	高	全局搜索可得全局最优,也可能陷入局部最优
生物启发	初期适应力弱	慢	较高	全局搜索可得全局最优,也可能陷入局部最优

响应速度;收敛速度决定了网络在面对变化或故障时的恢复能力;算法复杂度与计算和通信开销相关,直接影响节点的能效和续航;全局最优性涉及路由选择是否能在更大范围内实现资源的最优分配与路径效率最大化。

4 讨论与展望

4.1 应用挑战与需求分析

目前,设计FANET路由在移动性自适应、安全数据传输、负载均衡与节能高效等方面存在挑战,并且还需要更丰富的性能评价指标来比较路由算法的性能,本节阐述了这4个方面的需求与挑战:

4.1.1 动态移动性与拓扑变化

目前大部分研究基本都在仿真模拟阶段(如表4),早期的研究考虑平面的节点运动,近2年许多研究^[36,38-39,41,43,46,83]考虑了3D场景下的节点运动,相关移动模型最常见的有高斯-马尔可夫模型、随机路径点模型等,也可根据任务需求来控制节点的移动性^[43]或者根据历史轨迹或任务需求来预测未来的移动性^[46]。在实际环境中,FANET节点的运动与执行的任务关联,并且会因为气象变化、续航、碰撞或其他故障而发生变化,这给拓扑变化带来了更多的不确定性,因此如何更加真实地描述FANET节点的运动特征,并且考虑动态移动给拓扑和链路带来的影响具有挑战性。

4.1.2 资源协调与负载均衡

首先,FANET中的体型较小的节点机载电池容量有限,3.1.2节已提到节能高效的路由设计需求。其次,在节点规模不断扩大后,FANET将面临更多资源管理问题,如频谱信道、计算资源、网络带宽等。而与此同时,网络中的异构节点在算力、续航、智能等方面存在差异。因此如何设计合理的资源协同与竞争策略,降低不必要的开销,是提升资源利用效率的挑战。

4.1.3 安全管理与标准规范

在安全方面,自组织的网络缺少中心化的管理,无线通信和定位技术存在被非法节点窃听或恶意干扰的风险。3.1.3中已提到可以通过身份认证、传输加密保护、攻击防御等手段提升FANET路由传输的可靠性,然而这些安全维护机制也需要额外的开销。因此如何在节点资源受限的场景中,尽可能地提升整体网络的传输可靠性是一项挑战。

提升FANET节点管理的安全性还需要不断完

善标准规范或法规,2021年,Aly等^[122]梳理了2017年以来3GPP关于无人飞行系统的标准化进展,并已经意识到在基于定位的服务、多无人机管理、安全和频谱共存等方面存在的机遇和挑战。3GPP在5G标准的制定中,特别是在Release 18中,针对无人机通信进行了专门的增强^[123]。而随着大量无人机节点接入网络,安全管理和规范不容忽视,通过远程识别(Remote ID)可以标识不同的无人节点设备^[124],2023年IEEE白皮书^[125]概述了无人飞行系统相关的通信安全问题,包括通信接口的架构、身份验证、密钥管理和零信任架构等。

因此FANET路由设计需要考虑安全管理机制并权衡其带来的开销,除此之外,还需要不断完善相关的标准规范以在大规模无人机节点接入的场景下保障整体的安全可靠。

4.1.4 专用性能评价指标需求

2.4节介绍了FANET的场景特性,这些特性使得传统的网络性能评价指标难以再充分描绘FANET路由性能表现,因此亟需为FANET场景定制新的网络性能评价指标。鉴于FANET链路拓扑的频繁变化特性,网络链路在优化算法尚未收敛之前便可能已发生新的变动,这对如何设计能够有效评价网络算法鲁棒性及其在网络结构受损后的恢复能力的指标提出了严峻考验。

与此同时,考虑到FANET路由在优化目标、链路感知策略以及优化算法等多个维度上逐渐差异化。在评估网络性能时,除通用的QoS指标外,还需要为同一类别的路由制定专用评价指标,以更全面地评估路由协议的性能。例如,在评估安全路由的性能时,可以比较攻击检测的准确性、恶意节点的识别能力等,在评估分簇路由的性能时,还需要关注在簇的形成速度、簇结构的稳定性及寿命等方面的表现。

4.2 发展方向展望

作为MANET的子类,从VANET到FANET,自组网的节点由地面车辆演变为空中飞行器,网络形态在不断地丰富。未来在万物互联理念的驱使下,无人机互联网(Internet of Drones, IoD)将在FANET的基础上不断发展,本节总结提炼了以下几个发展方向和趋势。

4.2.1 场景定制化

FANET的路由设计需要考虑移动性、时延、安全、节能、异构性等不同方面的需求,跨层级的路由设计可以更加全面地提升路由性能。未来随着应用

场景不断拓展,在所有的要求中都达到最优并不现实,应根据实际的应用需求和场景特点,权衡不同需求,并结合节点资源消耗情况对路由进行定制化设计。例如,在灾后探测和救援场景中,为保证决策的时效性,需要重点考虑优化传输时延。而对于卫星网络而言,链路稳定性的优先级可能比最小跳数(时延)更高^[126],因此应当注重通过预测来应对链路拓扑变化,优化链路寿命。

4.2.2 群体智能化

3.3节中所提的智能路由和仿生路由具备自适应的学习能力,能够应对FANET的动态特性。近年来人工智能技术持续发展,除3.3.2所提的机器学习算法外,基于联邦学习模型的路由在安全设计的隐私方面具备应用前景^[127],通过接入大模型,FANET的路由决策能力将进一步增强。除此之外,自然界中其他的生物学原理可以为路由机制设计提供参考,值得持续探索。

4.2.3 空天地一体化

“卫星网络-飞行自组网-地面网络”构成的空天地一体化新型网络架构是重要的发展方向^[9]。与地面网络相比,HAP中的大型无人机与低轨卫星在空间分布上更接近,因此未来的FANET可以融合星间链路进行广域通信,提升节点的定位和时频同步的精度。同时,6G网络通过集成卫星通信技术实现全球覆盖^[128],更高带宽和更低的延迟可以提升FANET的数据传输能力。作为传统地面网络和空间卫星网络之间的媒介,HAP和LAP中的无人机将在下一代互联网发展中扮演重要角色,FANET路由的节能高效和时延优化等问题也将出现更丰富的解决方案。

5 结束语

本文对飞行自组网路由技术的发展进行了综述,首先,从组织结构、空间分布、系统架构三方面介绍了FANET的架构,并阐述了FANET的场景特性。在对路由方法与算法分类时,本文梳理了FANET路由协议分类方法的发展过程,分析了当前分类方法的差异性,为体现FANET的场景特性,按照路由的优化目标、链路感知策略和优化策略三个维度,对FANET路由算法进行了分类和阐述,后续的研究可从以上3个维度出发对FANET路由进行定制化设计。在此基础上,本文凝练了FANET路由目前在动态移动性、资源受限性、安全

管理等方面的新挑战以及新需求,最后从场景定制化、群体智能化、空天地一体化3个方向对未来研究进行展望。

参 考 文 献

- [1] Gupta L, Jain R, Vaszkun G. Survey of important issues in UAV communication networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(2): 1123-1152
- [2] Radoglou-Grammatikis P, Sarigiannidis P, Lagkas T, et al. A compilation of UAV applications for precision agriculture. *Computer Networks*, 2020, 172: 107148
- [3] Asadzadeh S, W J deOliveira, Filho C R deSouza. UAV-based remote sensing for the petroleum industry and environmental monitoring: State-of-the-art and perspectives. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, 208: 109633
- [4] Nikhil N, Shreyas S M, Vyshnavi G, et al. Unmanned aerial vehicles (UAV) in disaster management applications//2020 Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT). Tirunelveli, India, 2020: 140-148
- [5] He Y, Zhai D, Jiang Y, et al. Relay Selection for UAV-assisted urban vehicular ad hoc networks. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2020, 9(9): 1379-1383
- [6] Sahingoz O K. Networking models in flying ad-hoc networks (FANETs): concepts and challenges. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2014, 74(1-2): 513-527
- [7] Shumeye Lakew D, Sa'ad U, Dao N-N, et al. Routing in flying ad hoc networks: A comprehensive survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(2): 1071-1120
- [8] Liu Y, Xie J, Xing C, et al. Comprehensive survey on topology control for flying ad-hoc network. *Journal of Communications*, 2023, 44(8): 195-214 (in Chinese)
(刘亚群, 谢钧, 邢长友, 等. 飞行自组网拓扑控制研究综述. *通信学报*, 2023, 44(8): 195-214)
- [9] Yin H, Wei J, Zhao H, et al. Intelligent communication and networking key technologies for manned/unmanned cooperation: states-of-the-art and trends. *Journal of Communications*, 2024, 45(1):1-17 (in Chinese)
(尹浩, 魏急波, 赵海涛, 等. 面向有人/无人协同的智能通信与组网关键技术:现状与趋势. *通信学报*, 2024, 45(1): 1-17)
- [10] Analysis report on the development of unmanned aerial vehicles application market for telecom operators. 2025. https://pdf.dfcfw.com/pdf/H3_AP202502061642828500_1.pdf(in chinese)
(电信运营商无人机应用市场发展分析报告. 2025. https://pdf.dfcfw.com/pdf/H3_AP202502061642828500_1.pdf)
- [11] Li J, Zhou Y, Lamont L. Communication architectures and protocols for networking unmanned aerial vehicles//2013 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Atlanta, USA, 2013: 1415-1420
- [12] Bekmezci İ, Sahingoz O K, Temel Ş. Flying ad-hoc networks (FANETs): A survey. *Ad Hoc Networks*, 2013, 11(3): 1254-1270
- [13] Maxa J-A, Mahmoud M-S B, Larrieu N. Survey on UANET

- routing protocols and network security challenges. *Ad Hoc & Sensor Wireless Networks*, 2017, hal-01465993
- [14] Kumar P, Verma S. Research challenges in airborne ad-hoc networks (AANETs)//*Proceedings of 2nd International Conference on Communication, Computing and Networking*. Singapore, 2019, 46: 261-270
- [15] Sánchez-García J, García-Campos J M, Arzamendia M, et al. A survey on unmanned aerial and aquatic vehicle multi-hop networks: Wireless communications, evaluation tools and applications. *Computer Communications*, 2018, 119: 43-65
- [16] KumariKanta, SahBasant, MaakarSunil. A survey: Different mobility model for FANET. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2015, 6(5): 1170-1173
- [17] Kaur P, Singh A. Nature-inspired optimization techniques in VANETs and FANETs: A survey//*Advanced Computational and Communication Paradigms*. Singapore, 2018, 706: 651-663
- [18] Abusalah L, Khokhar A, Guizani M. A survey of secure mobile ad hoc routing protocols. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2008, 10(4): 78-93
- [19] Namuduri K, Wan Y, Gomathisankaran M. Mobile ad hoc networks in the sky: State of the art, opportunities, and challenges//*Proceedings of the Second ACM MobiHoc Workshop on Airborne Networks and Communications*. 2013: 25-28
- [20] Zafar W, Muhammad Khan B. Flying ad-hoc networks: technological and social implications. *IEEE Technology and Society Magazine*, 2016, 35(2): 67-74
- [21] Oubbati O S, Atiquzzaman M, Lorenz P, et al. Routing in flying ad hoc networks: Survey, constraints, and future challenge perspectives. *IEEE Access*, 2019, 7: 81057-81105
- [22] Kakamoukas G A, Sarigiannidis P G, Economides A A. FANETs in agriculture - a routing protocol survey. *Internet of Things*, 2022, 18: 100183
- [23] Chriki A, Touati H, Snoussi H, et al. FANET: Communication, mobility models and security issues. *Computer Networks*, 2019, 163: 106877
- [24] Oubbati O S, Lakas A, Zhou F, et al. A survey on position-based routing protocols for flying ad hoc networks (FANETs). *Vehicular Communications*, 2017, 10: 29-56
- [25] Khan M F, Yau K-L A, Noor R M, et al. Routing schemes in FANETs: A survey. *Sensors*, 2019, 20(1): 38
- [26] Arafat M Y, Moh S. A survey on cluster-based routing protocols for unmanned aerial vehicle networks. *IEEE Access*, 2019, 7: 498-516
- [27] Sang Q, Wu H, Xing L, et al. Review and comparison of emerging routing protocols in flying ad hoc networks. *Symmetry*, 2020, 12(6): 971
- [28] Srivastava A, Prakash J. Future FANET with application and enabling techniques: Anatomization and sustainability issues. *Computer Science Review*, 2021, 39: 100359
- [29] Rezwan S, Choi W. A survey on applications of reinforcement learning in flying ad-hoc networks. *Electronics*, 2021, 10(4): 449
- [30] Amponis G, Lagkas T, Sarigiannidis P, et al. A survey on FANET routing from a cross-layer design perspective. *Journal of Systems Architecture*, 2021, 120: 102281
- [31] Muti S, Ülkü E E. A review on machine learning techniques used in vanet and fanet networks. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2022, 9(2): 1150-1165
- [32] Lansky J, Ali S, Rahmani A M, et al. Reinforcement learning-based routing protocols in flying ad hoc networks (FANET): A review. *Mathematics*, 2022, 10(16): 3017
- [33] Jiang L, Chen Z, Yang H. Research on aviation ad hoc network routing protocols in highly dynamic and complex scenarios, *Journal of Xidian University*, 2024, 51(01): 72-85 (in Chinese)
(姜来为, 陈正, 杨宏宇. 高动态复杂场景下航空自组网路由协议研究. *西安电子科技大学学报*, 2024, 51(01): 72-85)
- [34] Alqahtani H, Kumar G. Machine learning for enhancing transportation security: A comprehensive analysis of electric and flying vehicle systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 129: 107667
- [35] Khoshvaght P, Tanveer J, Rahmani A M, et al. Computational intelligence-based routing schemes in flying ad-hoc networks (FANETs): A review. *Vehicular Communications*, 2025, 53: 100913
- [36] Saifullah, Ren Z, Hussain K, et al. K-means online-learning routing protocol (K-MORP) for unmanned aerial vehicles (UAV) adhoc networks. *Ad Hoc Networks*, 2024, 154: 103354
- [37] Chu Z, Hu F, Bentley E. Intelligent routing in directional ad hoc networks through predictive directional heat map from spatio-temporal deep learning. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(4): 2639-2656
- [38] Wang Z, Yao H, Mai T, et al. Learning to routing in uav swarm network: A multi-agent reinforcement learning approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(5): 6611-6624
- [39] Swain S, Khilar P M, Senapati B R. A reinforcement learning-based cluster routing scheme with dynamic path planning for mutli-UAV network. *Vehicular Communications*, 2023, 41: 100605
- [40] Prakash M, Neelakandan S, Kim B-H. Reinforcement learning-based multidimensional perception and energy awareness optimized link state routing for flying ad-hoc networks. *Mobile Networks and Applications*, 2024, 29(2): 315-333
- [41] Hosseinzadeh M, Ali S, Ionescu-Feleaga L, et al. A novel Q-learning-based routing scheme using an intelligent filtering algorithm for flying ad hoc networks (FANETs). *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2023, 35(10): 101817
- [42] Guo J, Gao H, Liu Z, et al. ICRA: An Intelligent clustering routing approach for uav ad hoc networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(2): 2447-2460
- [43] Alam M M, Moh S. Q-learning-based routing inspired by adaptive flocking control for collaborative unmanned aerial vehicle swarms. *Vehicular Communications*, 2023, 40: 100572
- [44] Toorchi N, Lyu W, He L, et al. Deep reinforcement learning enhanced skeleton based pipe routing for high-throughput

- transmission in flying ad-hoc networks. *Computer Networks*, 2024, 244: 110330
- [45] Qiu X, Yang Y, Xu L, et al. Maintaining links in the highly dynamic FANET using deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(3): 2804-2818
- [46] Liu C, Wang Y, Wang Q. PARouting: Prediction-supported adaptive routing protocol for FANETs with deep reinforcement learning. *International Journal of Intelligent Networks*, 2023, 4: 113-121
- [47] Sharma V, Kumar R. Cooperative frameworks and network models for flying ad hoc networks: A survey. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2017, 29(4): e3931
- [48] Huang W, Chen J, Li Y. Technology survey and development forecast on unmanned aerial vehicle ad hoc networks. *Telecommunication Engineering*. 2022, 62(1): 138-146 (in Chinese)
(黄巍, 陈俊良, 李犹海. 无人机自组网技术综述与发展展望. *电讯技术*, 2022, 62(1): 138-146)
- [49] Hossein Motlagh N, Taleb T, Arouk O. Low-altitude unmanned aerial vehicles-based internet of things services: Comprehensive survey and future perspectives. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, 3(6): 899-922
- [50] Tachinina O, Lysenko A, Kutieпов V. Classification of modern unmanned aerial vehicles. *Electronics and Control Systems*, 2022, 4(74): 79-86
- [51] Bajracharya R, Shrestha R, Jung H. 6G NR-U based wireless infrastructure UAV: Standardization, opportunities, challenges and future scopes. *IEEE Access*, 2022, 10: 30536-30555
- [52] Alshbatat A I, Dong L. Cross layer design for mobile Ad-Hoc Unmanned Aerial Vehicle communication networks//2010 International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). Chicago, USA, 2010: 331-336
- [53] Kumar R, Sharma B, Athithan S. TBMR: Trust based multi-hop routing for secure communication in flying ad-hoc networks. *Wireless Networks*, 2023, 11(3): 125-137
- [54] Zhang M, Cheng H, Yang P, et al. Adaptive routing design for flying ad hoc networks: A joint prediction approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(2): 2593-2604
- [55] Song B, Xu L, Wang P, et al. DRL-AdCAR: Adaptive coding-aware routing with maximum coding opportunities and high-quality via deep reinforcement learning in FANET. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(1): 1280-1295
- [56] Ke Y, Huang K, Qiu X, et al. Distributed routing optimization algorithm for FANET based on multiagent reinforcement learning. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(15): 24851-24864
- [57] Yang S, Zhao W, Wang C, et al. Betweenness Centrality Based Dynamic Source Routing for Flying Ad Hoc Networks in Marching Formation. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(8): 12791-12798
- [58] Gaifang W, Bo L, Hongjuan Y, et al. An energy-efficient routing algorithm for UAV formation based on time-aggregated graph. *China Communications*, 2024, 21(11): 28-39
- [59] Usha M, Sathiamoorthy J, Ahilan A, et al. SWEEPER: secure waterfall energy-efficient protocol-enabled routing in FANET. *IETE Journal of Research*, 2024, 70(6): 5784-5798
- [60] Hosseinzadeh M, Mohammed A H, Alenizi F A, et al. A novel fuzzy trust-based secure routing scheme in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2023, 44: 100665
- [61] Kakamoukas G, Economides A, Bibi S, et al. Bridging FANETs and MANETs for synchronous data collection in precision agriculture activities using AirPro-FL: An energy aware fuzzy logic routing protocol. *Internet of Things*, 2025, 31: 101535
- [62] Hosseinzadeh M, Ali S, Jawad Ahmad H, et al. A novel Q-learning-based secure routing scheme with a robust defensive system against wormhole attacks in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2024, 49: 100826
- [63] Kariri E, Yadav K. Trusted routing protocol for federated UAV ad hoc network. *International Journal of Pervasive Computing and Communications*, 2024, 20(2): 193-205
- [64] Prabhakar P, Yokesh V, Aruchamy P, et al. Artificial intelligence-enabled fully echoed q-routing and adaptive directional medium access control protocol for flying ad-hoc networks. *International Journal of Communication Systems*, 2025, 38(4): e6138
- [65] Rahmani A M, Haider A, Aurangzeb K, et al. A novel cylindrical filtering-based greedy perimeter stateless routing scheme in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2025, 52: 100879
- [66] Cui Y, Tian H, Chen C, et al. New geographical routing protocol for three-dimensional flying ad-hoc network based on new effective transmission range. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(12): 16135-16147
- [67] Zheng B, Zhuo K, Zhang H, et al. A novel airborne greedy geographic routing protocol for flying Ad hoc networks. *Wireless Networks*, 2024, 30(5): 4413-4427
- [68] Rahmani A M, Hussain D, Ismail R J, et al. An adaptive and multi-path greedy perimeter stateless routing protocol in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2024, 50: 100838
- [69] Gangopadhyay S, Jain V K. A position-based modified olsr routing protocol for flying ad hoc networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(9): 12087-12098
- [70] Liu L, Xu W, Shao Y, et al. A reliable multi-path cluster routing method for ground-air cooperative flying ad-hoc networks. *Computing*, 2025, 107(3): 84
- [71] Khedr A M. MWCRSF: Mobility-based weighted cluster routing scheme for FANETs. *Vehicular Communications*, 2023, 41: 100603
- [72] Hosseinzadeh M, Ali S, Ahmad H J, et al. DCFH: A dynamic clustering approach based on fire hawk optimizer in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2024, 47: 100778
- [73] Hosseinzadeh M, Tanveer J, Alanazi F, et al. An intelligent clustering scheme based on whale optimization algorithm in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2024, 49: 100805
- [74] Khedr A M, Pravija R P V. A hybrid MGO-JAYA based clustered routing for FANETs. *Vehicular Communications*, 2024, 45: 100729

- [75] Danesh S, Akbari Torkestani J. CLARA: clustered learning automata-based routing algorithm for efficient FANET communication. *Cluster Computing*, 2024, 27(7): 9569-9585
- [76] GhorbanniaDelavar A, Jormand Z. FMORT: The meta-heuristic routing method by integrating index parameters to optimize energy consumption and real execution time using FANET. *Computer Networks*, 2024, 255: 110869
- [77] Kundu J, Alam S, Koner C, et al. Trust-based dynamic leader selection mechanism for enhanced performance in flying ad-hoc networks (FANETs). *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(12): 20616-20627
- [78] Yang S, Li T, Wu D, et al. Bio-inspired multi-hop clustering algorithm for FANET. *Ad Hoc Networks*, 2024, 154: 103355
- [79] Pramitarini Y, Perdana R H Y, Shim K, et al. DLsMR: deep learning-based secure multicast routing protocol against wormhole attack in flying ad hoc networks with cell-free massive multiple-input multiple-output. *Sensors*, 2023, 23(18): 7960
- [80] Rahmani A M, Haider A, Zaidi M M, et al. QRCF: A new Q-learning-based routing approach using a smart cylindrical filtering system in flying ad hoc networks. *Vehicular Communications*, 2025, 53: 100905
- [81] Feng H, Wang J, Chen J, et al. Bio-Inspired routing protocols: The path to on-demand UAV networks. *IEEE Network*, 2025: 1-1. DOI: 10.1109/MNET.2025.3542509
- [82] Tho M C, Binh L H, Vo T T. GPSR-CB: A novel routing algorithm for FANET using cross-layer models in combination with multi-level backbone UAV. *Ad Hoc Networks*, 2025, 173: 103828
- [83] Garg S, Ihler A, Bentley E S, et al. A cross-layer, mobility, and congestion-aware routing protocol for UAV networks. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(4): 3778-3796
- [84] Bhardwaj V, Prashar D, Rashid M. SIRFRM-secure and intelligent routing fairness rate model for flying adhoc networks. *Mobile Networks and Applications*, 2024, 29: 1828-1838
- [85] Li J, Xiao L, Qi X, et al. Reinforcement learning based energy-efficient fast routing for FANETs. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(11): 7063-7076
- [86] Gharib M, Afghah F, Bentley E. OPAR: Optimized predictive and adaptive routing for cooperative UAV networks//*IEEE INFOCOM 2021-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. Vancouver, Canada, 2021: 1-6
- [87] Li X, Sun H. Prediction-based reactive-greedy routing protocol for flying ad hoc networks. *Wireless Networks*, 2025, 31(3): 2893-2907
- [88] Aadil F, Raza A, Khan M, et al. Energy aware cluster-based routing in flying ad-hoc networks. *Sensors*, 2018, 18(5): 1413
- [89] Lansky J, Rahmani A M, Zandavi S M, et al. A Q-learning-based routing scheme for smart air quality monitoring system using flying ad hoc networks. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 20184
- [90] Liu J, Wang Q, He C, et al. QMR: Q-learning based multi-objective optimization routing protocol for flying ad hoc networks. *Computer Communications*, 2020, 150: 304-316
- [91] Arafat M Y, Moh S. A Q-Learning-based topology-aware routing protocol for flying ad hoc networks. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(3): 1985-2000
- [92] Lin D, Peng T, Zuo P, et al. Deep-reinforcement-learning-based intelligent routing strategy for FANETs. *Symmetry*, 2022, 14(9): 1787
- [93] Sharma V, Kumar R, Kumar N. DPTR: Distributed priority tree-based routing protocol for FANETs. *Computer Communications*, 2018, 122: 129-151
- [94] Wu Q, Zhang M, Dong C, et al. Routing protocol for heterogeneous FANETs with mobility prediction. *China Communications*, 2022, 19(1): 186-201
- [95] Wang J, Liu Y, Niu S, et al. Bio-inspired routing for heterogeneous Unmanned Aircraft Systems (UAS) swarm networking. *Computers and Electrical Engineering*, 2021, 95: 107401
- [96] Namdev M, Goyal S, Agarwal R. An optimized communication scheme for energy efficient and secure flying ad-hoc network (FANET). *Wireless Personal Communications*, 2021, 120(2): 1291-1312
- [97] Zhao L, Saif M B, Hawbani A, et al. A novel improved artificial bee colony and blockchain-based secure clustering routing scheme for FANET. *China Communications*, 2021, 18(7): 103-116
- [98] Bhardwaj V, Kaur N, Vashisht S, et al. SecRIP : Secure and reliable intercluster routing protocol for efficient data transmission in flying ad hoc networks. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2021, 32(6): e4068
- [99] Benfriha S, Labraoui N, Bensaid R, et al. FUBA: A fuzzy-based unmanned aerial vehicle behaviour analytics for trust management in flying ad-hoc networks. *IET Networks*, 2024, 13(3): 208-220
- [100] Arafat M Y, Moh S. Bio-inspired approaches for energy-efficient localization and clustering in UAV networks for monitoring wildfires in remote areas. *IEEE Access*, 2021, 9: 18649-18669
- [101] Khan A, Aftab F, Zhang Z. Self-organization based clustering scheme for FANETs using Glowworm Swarm Optimization. *Physical Communication*, 2019, 36: 100769
- [102] Arafat M Y, Moh S. Localization and clustering based on swarm intelligence in UAV networks for emergency communications. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5): 8958-8976
- [103] Cheng C-M, Hsiao P-H, Kung H T, et al. Maximizing throughput of UAV-Relaying networks with the load-carry-and-deliver paradigm//*2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. Kowloon, China, 2007: 4417-4424
- [104] Mansour H S, Mutar M H, Aziz I A, et al. Cross-layer and energy-aware AODV routing protocol for flying ad-hoc networks. *Sustainability*, 2022, 14(15): 8980
- [105] Zhou J, Liu J, Shi W, et al. A bidirectional Q-learning routing protocol for UAV networks//*2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Changsha, China, 2021: 1-5

- [106] Haas Z, Pearlman M R, Samar P. The Zone Routing Protocol (ZRP) for ad hoc networks. internet engineering task force, Internet Draft: draft-ietf-manet-zone-zrp-04, 2002
- [107] Russell J S, Ye M, Anderson B D O, et al. Cooperative localization of a GPS-denied UAV using direction-of-arrival measurements. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(3): 1966-1978
- [108] Li X, Huang J. ABPP: An adaptive beacon scheme for geographic routing in FANET//2017 18th International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies (PDCAT). Taipei, China, 2017: 293-299
- [109] Nie M, Huang P, Zeng J, et al. A novel dynamic transmission power of cluster heads based clustering scheme. *Electronics*, 2023, 12(3): 619
- [110] Li T, Li C, Yang C, et al. A mean field game-theoretic cross-layer optimization for multi-hop swarm UAV communications. *Journal Of Communications And Networks*, 2022, 24(1): 68-82
- [111] Hasan N, Mishra A, Ray A K. Fuzzy logic based cross-layer design to improve quality of service in mobile ad-hoc networks for next-gen cyber physical system. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 2022, 35: 101099
- [112] Yang J, Sun K, He H, et al. Dynamic virtual topology aided networking and routing for aeronautical ad-hoc networks. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(7): 4702-4716
- [113] Kotsiantis S B, Zaharakis I, Pintelas P. Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging Artificial Intelligence Applications in Computer Engineering*, 2007, 160(1): 3-24
- [114] Zhang M, Dong C, Yang P, et al. Adaptive routing design for flying ad hoc networks. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(6): 1438-1442
- [115] Zhang H, Wang T, Liu T, et al. Deep neural network routing with dynamic space division for 3D UAV FANETs. *Wireless Personal Communications*, 2022, 125(3): 2003-2028
- [116] Huang X, Chen G, Zheng M, et al. Q-learning based QoS routing for high dynamic flying ad hoc networks. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2022, 39(1) : 134-143 (in Chinese)
(黄鑫陈, 陈光祖, 郑敏, 等. 基于Q-learning的飞行自组织网络QoS路由方法. *中国科学院大学学报*, 2022, 39(1): 134-143)
- [117] Cui Y, Zhang Q, Feng Z, et al. Topology-aware resilient routing protocol for FANETs: An adaptive Q-Learning approach. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(19): 18632-18649
- [118] Brik B, Ksentini A, Bouaziz M. Federated learning for UAVs-enabled wireless networks: use cases, challenges, and open problems. *IEEE Access*, 2020, 8: 53841-53849
- [119] Khan S, Khan M Z, Khan P, et al. An ant-hocnet routing protocol based on optimized fuzzy logic for swarm of UAVs in FANET. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 2022: 1-12
- [120] Dixit A, Kumar Singh S. BMUDF: Hybrid bio-inspired model for fault-aware UAV routing using destination-aware fan shaped clustering. *Internet of Things*, 2023, 22: 100790
- [121] Zhang L, Hu F, Chu Z, et al. 3D transformative routing for UAV swarming networks: a skeleton-guided, GPS-free approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(4): 3685-3701
- [122] Abdalla A S, Marojevic V. Communications standards for unmanned aircraft systems: The 3GPP perspective and research drivers. *IEEE Communications Standards Magazine*, 2021, 5(1): 70-77
- [123] support for UAVsNR. <https://www.3gpp.org/technologies/nr-uav>
- [124] 14 CFR Part 89-Remote identification of unmanned aircraft. [2024-12-28]. <https://www.ecfr.gov/current/title-14/part-89>
- [125] Hernandez M, Gur G, Tangade S, et al. Security for vehicle-to-vehicle communications for unmanned aircraft systems. *Security for Vehicle-to-Vehicle Communications for Unmanned Aircraft Systems*, 2023: 1-24
- [126] Su J, Xu W, Zhai S, et al. Practice and prospect of space ad hoc network technology. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(5): 529912 (in Chinese)
(苏继东, 徐伟琳, 翟盛华, 等. 航天器自组网技术实践与展望. *航空学报*, 2024, 45(5): 125-135)
- [127] Xie X, Zhang J, Yan Z, et al. Can routing be effectively learned in integrated heterogeneous networks? *IEEE Network*, 2024, 38(1): 210-218
- [128] Dang S, Amin O, Shihada B, et al. What should 6G be? *Nature Electronics*, 2020, 3(1): 20-29



YUAN Xin-Wang, Ph. D. candidate.
His research interests focus on computer networks and artificial intelligence.

SU Jin-Shu, Ph. D., professor. His research interests focus on high performance networking and Internet architecture.

XIA Yu-Sheng, Ph. D., assistant professor. His research interests focus on cyber security and network protocols.

Background

Flying ad hoc network (FANET) is a subclass of mobile ad hoc networks (MANETs) that extends the coverage of terrestrial communication systems into the aerial domain. However, the high mobility of unmanned aerial vehicle (UAV) nodes leads to frequent changes in network topology. In addition, network sharing and data transmission are constrained by limited resources such as energy and bandwidth. Therefore, it is essential to design efficient and reliable routing protocols according to the scenario characteristics of the airborne network.

Over the past decade, routing protocols for FANETs have evolved significantly, reflecting the unique characteristics of aerial network scenarios. Early classification schemes for FANET routing are based on MANET, and there are differences in the routing classifications of different surveys: some are classified according to the link awareness strategies, and some classifications focus on the optimization objectives (such as secure communication and energy efficiency) or optimization algorithms (such as artificial intelligence and bio-inspired algorithms). However, with the continuous expansion of application scenarios,

FANET routing protocols have become increasingly diverse. Traditional classification methods lack the flexibility to effectively accommodate these innovations, making it difficult to systematically capture and differentiate the characteristics of newly proposed protocols.

Based on the survey on the scenario characteristics of FANETs and routing protocols, this paper describes the architecture of FANETs from three aspects and analyzes the scenarios characteristics of FANETs. By reviewing the research progress of FANET routing, this paper qualitatively classifies routing from three perspectives: optimization objectives, link awareness strategies and optimization strategies, and systematically describes the routing characteristics in FANETs scenarios. Finally, this paper summarizes the challenges of FANET routing in terms of dynamic characteristics and topology changes, resource constraints and load balancing, security management and standards, and outlines potential future research directions.

This work has been supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 62372462).