



研究与开发

## 基于CPO算法的FANET路由优化方法

曾坤, 胡波

(贵州师范大学大数据与计算机科学学院, 贵州 贵阳 550025)

**摘要:** 在飞行自组网 (flying Ad Hoc network, FANET) 环境中, 节点具有高速移动性, 容易导致网络拓扑结构变化频繁。针对高速移动状态下的飞行自组网路由协议最优路径选择问题, 提出一种将中华穿山甲优化 (CPO) 算法应用于 FANET 实现路由优化方案。该方案通过模拟穿山甲的觅食行为, 构建适用于 FANET 场景的路由智能决策机制。仿真结果表明, 与传统路由协议相比较, CPO 算法在节点高速移动和高密度部署场景下, 仍能保持较高的分组投递率和较低的端到端时延, 表现出对高动态 FANET 环境的良好适应性。

**关键词:** FANET; 元启发算法; 中华穿山甲优化算法; NS-3

**中图分类号:** TP393; TN98

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.DXKX250661

## FANET routing optimization method based on CPO algorithm

Zeng Kun, Hu Bo

School of Big Data and Computer Science, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China

**Abstract:** In the flying Ad Hoc network (FANET) environment, nodes exhibit high mobility, which easily leads to frequent changes in network topology. To address the optimal path selection problem of routing protocols in flying Ad Hoc networks under high-speed mobility conditions, a routing optimization scheme that applied the Chinese pangolin optimization (CPO) algorithm to FANET was proposed. An intelligent routing decision-making mechanism suitable for FANET scenarios was constructed by simulating the foraging behavior of pangolins. Simulation results demonstrate that compared with traditional routing protocols, the CPO algorithm can still maintain a high packet delivery ratio and low end-to-end delay in scenarios with high-speed node mobility and high-density deployment, exhibiting good adaptability to highly dynamic FANET environments and being suitable for flying Ad Hoc networks in high-dynamic environments.

**Key words:** FANET, metaheuristic algorithm, Chinese pangolin optimization algorithm, NS-3

收稿日期: 2025-11-10; 修回日期: 2026-01-24

通信作者: 胡波, hubo@gznu.edu.cn

基金项目: 贵州省科技计划项目 (黔科合基础-ZK[2023]一般 254)

**Foundation Item:** Guizhou Province Science and Technology Program Project (Qiankehe Foundation-ZK[2023] General 254)



## 0 引言

随着无人机领域关键技术的快速发展和广泛应用,飞行自组网(flying Ad Hoc network, FANET)已逐渐成为现代无线通信领域的关键组成部分。与传统的移动自组网(MANET)<sup>[1]</sup>和车载自组网(VANET)<sup>[2]</sup>相比较,FANET<sup>[3]</sup>具有更加复杂的网络特征。无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)节点在三维空间内高速移动,且网络拓扑变化频繁,这些因素导致了节点间的通信链路稳定性较弱,且由于无人机体积较小,无法搭载过大的电池,无人机还面临着严格的能量约束。这些挑战使得传统路由协议在FANET中性能显著下降,故迫切需要开发适应性更强的路由解决方案,以满足无人机应用场景。

传统移动自组网路由协议可分为主动式、被动式和混合式3类。其中,AODV(Ad Hoc on-demand distance vector)<sup>[4]</sup>作为按需路由协议的典型代表,凭借着简单高效的特点在MANET中得到了广泛应用,然而,将AODV直接应用于FANET场景时,由于其路由发现依赖洪泛机制,路由维护仅基于局部链路检测以及对高动态拓扑适应性不足等固有设计局限性,在无人机高速移动和三维拓扑快速变化的环境下,会引发频繁的路由失效与重发现,端到端时延显著增加,控制开销急剧增大以及网络可靠性严重下降<sup>[5]</sup>。类似地,GPSR(greedy perimeter stateless routing)<sup>[6]</sup>作为典型的地理位置路由协议,通过节点位置信息实现贪婪转发,在地面网络中表现高效;但在三维高动态UAV网络中,频繁的拓扑变化使其“局部最优”问题加剧,极易陷入路由空洞。而作为主动式路由协议代表的OLSR(optimized link state routing)<sup>[7]</sup>通过多点中继(MPR)机制减少了链路状态信息的广播开销,在相对稳定的MANET中表现良好,但在FANET的高速移动场景下,其周期性的拓扑控制消息交换会产生大量

冗余开销,且难以及时响应快速变化的网络拓扑。此外,DSR(dynamic source routing)<sup>[8]</sup>虽然采用源路由机制避免了中间节点维护路由表的开销,但路由发现过程中的路径累积机制在高动态环境下会导致路由信息快速过时,增加了数据包传输的不确定性。上述传统协议普遍存在的问题包括对节点高速移动适应性差、能量消耗优化不足、链路中断恢复机制滞后以及缺乏对UAV网络三维拓扑特性的专门考虑,因此难以满足FANET<sup>[3]</sup>对实时性、可靠性和能效性的严格要求。

研究者开始寻求各种方法针对传统路由协议进行优化改进,大多数考虑基于质量、多路径、安全、能量等因素对协议进行优化改进,以适应FANET场景的需求。

文献[9]提出了一种基于模糊逻辑的成本效益与能量感知路由(FCEE),通过优化AODV的广播包转发决策,综合考虑能量消耗和网络性能。该方法通过模糊控制系统平衡路由选择中的多目标需求,实验验证其能有效延长网络生命周期并提升服务质量(QoS)。

在生物启发算法应用方面,研究者发现无人机集群通信的大规模与高动态特性与自然界中生物如蚁群、蜂群的智能行为相似,将这类生物性元启发算法与之结合也是FANET领域一种新的研究思路。例如,文献[10]提出了一种基于蚁群优化(ACO)的enhanced-ant-AODV协议,通过结合端到端可靠性、拥塞程度、剩余能量和跳数等指标优化路由选择。该方法利用ACO的群体智能特性,动态调整路由路径以提升服务质量(QoS),在包投递率和路由效率方面优于传统AODV和DSR。

文献[11]设计了一种集成人工蜂群(ABC)算法与优化链路状态路由(OLSR)协议以及人工神经网络(ANN)等具有优化学习功能的混合智能路由HIROL,该模型通过ABC优化算法优

化链路管理,并利用OLSR和DSR的特征可靠地分析链路状态,HIROL可根据网络拓扑条件在OLSR和DSR方法之间动态切换,同时,基于ANN对连接状态进行了分类。仿真结果表明与传统的DSR和OLSR路由协议相比,HIROL的路由性能大幅提升,在通信开销减少的同时吞吐量与数据包传输率都大幅提高。

文献[12]通过引入灰狼优化算法,模拟灰狼群体的社会层级结构来实现一种高效灰狼(EEGW)路由协议,该方法在节点选择过程中综合考虑节点剩余能量和位置信息,在保证数据传输可靠性的同时有效降低了网络整体能耗。实验结果表明,相比于传统FANET协议,EEGW在数据包丢失率以及能耗控制方面均展现了优势。

文献[13]基于蚁群和粒子群优化算法,提出了一种混合ACO-PSO能量感知路由协议,该协议结合蚁群优化算法的局部搜索能力和粒子群优化算法的全局搜索特性,同时引入遗传算法进行集群形成管理,在包传输率和能耗控制方面的性能显著提升,其中吞吐量相对于蚁群优化和灰狼优化分别提高了60%和38%,平均能耗分别降低了23%和33%。

有的研究者将元启发算法进行扩展并与更多的参数进行结合,Guo等<sup>[14]</sup>通过引入威胁概率密度函数并与粒子群优化结合构建威胁规避和侦察FANET算法(TARFC),动态适应以规避高风险区域实现对网络的半分布式控制,仿真结果表明,在动态场景下,TARFC能有效保持网络连接并规避威胁。在有效规避威胁的同时大幅度降低了算法复杂度。

Almansor等<sup>[15]</sup>在2024年综述中指出,包括鲸鱼优化(WOA)、企鹅搜索(PeSOA)<sup>[16]</sup>等新型生物启发算法被应用于FANET,在面对FANET毫秒级的拓扑变化时,往往存在收敛速度无法跟上拓扑变化率的问题,即出现收敛滞后现象,且容易陷入局部最优。

有的研究者将视角转向深度强化学习(DRL)的智能路由和新型元启发式(Meta-heuristic)路由算法。在DRL领域,Ke等<sup>[17]</sup>提出了一种基于多智能体强化学习的分布式路由优化算法,通过智能体之间的协作学习来适应动态拓扑;Song等<sup>[18]</sup>则提出了一种基于DRL的自适应编码感知路由协议(DRL-AdCAR),显著提升了链路的编码机会和吞吐量。尽管DRL方法在复杂决策中表现优异,但其模型训练需要大量的计算资源和历史数据,且收敛周期较长,难以直接部署在能量和算力严格受限的微型无人机节点上。

尽管上述改进协议在包投递率、吞吐量、能耗等单一或局部指标上取得了一定提升,但总体来看,FANET路由在高动态与资源受限双重约束下仍面临共性瓶颈。一方面,FANET节点高速移动与拓扑频繁变化使链路状态呈强时变特征,部分元启发式路由在该类动态环境下存在收敛速度难以匹配拓扑变化率的问题,易导致路径更新滞后或陷入局部最优<sup>[15-16]</sup>;另一方面,2023—2025年涌现的深度强化学习(DRL)类智能路由虽具备较强决策能力,但其训练与在线推理通常需要较高算力与能耗支撑,且收敛周期较长,在大规模网络或资源受限微型无人机场景中的工程部署成本仍然较高<sup>[17-18]</sup>。此外,当网络节点分布稀疏/非均匀或业务负载不均衡时,路由与簇结构容易出现热点与转发瓶颈,从而引发负载均衡不足与节点能耗过快等问题,影响网络寿命与稳定性<sup>[10-14]</sup>。

针对上述问题,本文提出一种基于中华穿山甲优化(CPO)算法的FANET路由协议。CPO由Guo等<sup>[19]</sup>提出,已有研究在CEC系列基准函数及工程/特征选择任务上给出了对比验证,为其较强的优化能力与全局搜索潜力提供了研究现状支撑<sup>[19]</sup>。本文通过将端到端候选路径映射为CPO种群个体,并结合FANET三维拓扑与邻居筛选机制进行可行路径构建,利用“觅食-防御”的



阶段化进化与精英保留策略迭代更新路径质量，最终依据多指标适应度评价输出最优传输路径，从而在不引入显著计算负担的前提下提升路由选择鲁棒性并兼顾能耗约束下的网络性能。

## 1 基于CPO的路由决策协议

### 1.1 基本概念

中华穿山甲优化（CPO）算法受穿山甲狩猎与捕食行为启发<sup>[19]</sup>，通过构建包含气味浓度、气味轨迹、能量波动与随机游走等要素的数学机制，实现对“引导-记忆-扰动-探索”搜索过程的统一建模，为复杂优化问题提供了可操作的寻优框架。除原始工作在CEC系列基准函数并结合工程优化与特征选择任务给出系统验证外<sup>[19]</sup>，近期研究亦将CPO作为通用参数寻优器嵌入预测模型（如CPO-ELM）以提升学习稳定性与预测精度<sup>[20]</sup>，并提出MCPO等改进版本用于深度模型训练参数调优以增强探索-开发平衡<sup>[21]</sup>。上述研究从基准测试与跨任务应用两个层面表明，CPO具备作为轻量化全局寻优算子的可迁移性与进一步研究价值。

基于此，本文将CPO与FANET场景进行对应建模，以端到端候选路径作为种群个体，并结合FANET三维拓扑与邻居筛选机制进行路径构建与迭代更新。其中，气味浓度通过路径适应度归一量化为引导强度，以增强优质路径对个体更新的导向作用；气味轨迹通过引入当前种群最优路径信息参与路径构建与更新，实现群体信息传递与协同寻优；能量波动通过对变异概率与扰动强度进行自适应调节，在进化停滞或局部收敛倾向增强时提升扰动以增强跳出局部最优能力；随机游走则贯穿路径生成与变异过程，在圆柱空间候选邻居集中引入随机采样与随机替换以扩展解空间覆盖。

由此，本文协议以CPO为理论基础并结合FANET的物理层特性与网络动态性，将路径生成

与选择过程抽象为生物启发式智能体行为，实现面向可靠性与能耗约束的路由路径自适应择优。

#### 1.1.1 网络拓扑模型

本文所研究的飞行自组网（FANET）包含 $N$ 个无人机节点，这些节点随机均匀分布于一个长、宽、高分别为 $L$ 、 $W$ 、 $H$ 的三维空间中。在任意时刻 $t$ ，节点 $i$ 的状态由其位置向量 $\mathbf{p}_i(t)$ 和速度向量 $\mathbf{v}_i(t)$ 共同描述，其数学表达式如下：

$$\mathbf{p}_i(t) = (x_i(t), y_i(t), z_i(t)) \in \Omega \quad (1)$$

$$\mathbf{v}_i(t) = (v_{ix}(t), v_{iy}(t), v_{iz}(t)) \quad (2)$$

为精确刻画无人机在三维空间中的复杂运动特性，本文选用高斯马尔可夫3D（Gauss-Markov 3D）移动模型来构建节点的运动轨迹。该模型能有效捕捉无人机飞行时速度在时间上的相关性与空间中的随机性。根据该模型，节点的速度更新方程定义为：

$$\mathbf{v}_i(t + \Delta t) = \alpha \cdot \mathbf{v}_i(t) + (1 - \alpha) \cdot \bar{\mathbf{v}} + \sqrt{1 - \alpha^2} \cdot \sigma \cdot \boldsymbol{\xi}(t) \quad (3)$$

其中， $\alpha \in [0, 1]$ ，为时间相关性参数，决定了当前速度对历史速度的依赖程度； $\bar{\mathbf{v}} = [\bar{v}_x, \bar{v}_y, \bar{v}_z]^T$ 为平均速度向量； $\sigma$ 为速度标准差，表征速度的随机变化幅度； $\boldsymbol{\xi}(t) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 为三维高斯随机向量，用以表征速度的随机扰动。

#### 1.1.2 邻居发现

针对三维空间中路由邻居发现与筛选逻辑，本文借鉴了文献[16]提出的圆柱过滤贪婪路由机制。该方法的核心在于通过一个过滤机制来筛选精炼候选邻居集，随后依据贪婪原则进行最优下一跳决策，从而在保证路由可靠性的同时，有效限定了广播范围。具体实现是以当前节点为中心，构建半径为 $r$ 、高度为 $h$ 的圆柱体，仅将圆柱体内的节点作为候选邻居，并采用策略选择距离目的节点最近的邻居作为下一跳。节点 $i$ 的邻居集合定义为：

$$N_i = \left\{ j \neq i, r_{ij} \leq r, |h_{ij}| \leq \frac{h}{2} \right\} \quad (4)$$

其中,  $r_{ij}$  为节点  $i$  与  $j$  之间的水平距离,  $h_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的垂直距离。对于每个邻居  $j \in N_i$ , 定义其空间质量分数  $Q_{cyl}(i, j)$  为:

$$Q_{cyl}(i, j) = \delta_1 \cdot e^{-r_{ij}/(0.5r)} + \delta_2 \cdot \left(1 - \frac{|\theta_{ij}|}{\pi}\right) + \delta_3 \cdot e^{-h_{ij}/h} \quad (5)$$

其中,  $\theta_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  之间的角度,  $e^{-r_{ij}/(0.5r)}$  为水平距离归一化,  $e^{-h_{ij}/h}$  为垂直距离归一化,  $\delta_1$  对应径向距离因子权重,  $\delta_2$  对应角度分布因子权重,  $\delta_3$  对应高度分布因子权重, 并满足  $\sum_i^3 \delta_i = 1$ 。

该方法为每个节点动态发现一组空间分布合理、链路质量较高的邻居节点, 作为后续算法实现路径优化的候选集。该邻居发现的详细理论基础与参数优化细节在文献[22]中有详细阐述, 本文在此基础上直接应用。

## 1.2 初始化

为了有效运用 CPO 算法解决 FANET 中的路由择优问题, 首先要构建一个能将网络路径映射为算法搜索空间中个体的编码机制, 其意义在于将 FANET 路由问题转化为优化算法可处理的数学表示。每个穿山甲个体代表一条从源节点到目标节点的候选路径, 个体编码采用路径节点序列表示:

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{P}_{k1}, \mathbf{P}_{k2}, \dots, \mathbf{P}_{kL_k}] \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{P}_{ki} \in \{1, 2, \dots, N\}$  表示路径中第  $i$  个节点的 ID,  $L_k$  为路径  $k$  的长度。编码方式能够直观地表示路由路径的拓扑结构, 便于后续算法进化操作和适应度评估。但是编码范式必须满足一系列严格的约束条件, 首先路径的起点必须是源节点  $\mathbf{P}_{k1} = \text{src}$ , 终点为目标节点  $\mathbf{P}_{kL_k} = \text{dst}$ , 为避免路由环路, 路径中的所有节点必须是唯一的, 路径的连续性要求任意相邻节点  $(\mathbf{P}_{ki}, \mathbf{P}_{k(i+1)}) \in E$  之间必须存在有效的通信链路。

## 1.3 觅食阶段

将网络拓扑初始化并个体编码后, 下一步是算法的觅食阶段, 此阶段是算法的核心搜索阶段, 负责为每个“穿山甲个体”(即候选路径)生成新的、更优的路径。该阶段通过以下4种策略实现路径优化。

首先是嗅探气味前进, 算法实现目标导向的方向感知, 此策略模拟穿山甲通过嗅觉感知猎物方向的本能, 在 FANET 中表现为优先选择朝向目标节点靠近的邻居。对于当前节点  $i$  和候选邻居节点  $j$ , 计算邻居节点  $j$  与目标节点  $d$  的方向一致性和距离:

$$\text{score}(j) = \zeta \cdot \cos \theta + (1 - \zeta) \cdot \frac{1}{d(j, d)} \quad (7)$$

其中,  $\theta$  为当前节点  $i$  指向邻居节点  $j$  的向量与当前节点  $i$  指向目标节点  $d$  的向量之间的夹角,  $d(j, d)$  为候选邻居节点  $j$  到目标节点  $d$  的欧几里得距离,  $\zeta$  为权重参数 ( $\zeta \in [0, 1]$ ), 平衡方向一致性和距离因素的影响:

$$\cos \theta = \frac{(\mathbf{P}_j - \mathbf{P}_i) \cdot (\mathbf{P}_d - \mathbf{P}_i)}{\|\mathbf{P}_j - \mathbf{P}_i\| \|\mathbf{P}_d - \mathbf{P}_i\|} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{P}_j$  表示节点  $j$  的位置向量。通过式 (7), 算法优先选择  $\text{score}(j)$  值最高的邻居节点作为下一跳, 该节点在方向上更靠近目标前进路径, 同时与目标节点的距离更近。

下一步是规避弱猎物, 实现链路质量保障机制, 穿山甲会主动规避虚弱或危险的猎物, 对应到 FANET 中, 表现为筛除能量或信号质量低于阈值的节点, 以保障链路稳定性:

$$\rho = E_j < E_{th} \wedge \text{SNR}_j < \text{SNR}_{th} \quad (9)$$

其中,  $\rho \in [0, 1]$  为有效性概率筛选指标,  $E_j$  为邻居节点  $j$  的剩余能量,  $E_{th}$  为能量阈值,  $\text{SNR}_j$  为节点  $i$  与邻居  $j$  之间的信噪比,  $\text{SNR}_{th}$  为信噪比阈值。只有当邻居节点同时满足能量和信噪比要求时, 才被视为有效候选节点。

然后是爪击地面搜索, 是为了实现全局探



索。穿山甲会进行大范围的地面探索以发现新猎物，对应到路由算法中，表现为以一定概率进行全局跳跃，随机选择距离当前节点较远的节点作为下一跳，以增加搜索空间多样性：

$$P_{\text{jump}}(k) = P_{\mu_0} \frac{d(i, k)}{d_{\text{max}}} \quad (10)$$

其中， $P_{\text{jump}}(k)$ 为从当前节点*i*跳转到节点*k*的概率，*k*从经过圆柱过滤后的候选集中随机选取，且优先考虑远距离节点， $P_{\mu_0}$ 为基础全局跳转概率， $d(i, k)$ 为当前节点*i*到节点*k*的欧几里得距离， $d_{\text{max}}$ 为网络空间中的最大距离。节点间距离越大，跳转概率越高，从而实现了对网络全局空间的有效探索。

最后是匍匐前行靠近猎物，实现自适应速度调整，穿山甲在接近猎物时会降低速度、谨慎匍匐，在FANET中表现为根据节点移动速度动态调整路径选择策略：

$$v_{\text{rel}}(i, j) = \beta \cdot |\vec{v}_i - \vec{v}_j| \quad (11)$$

其中， $v_{\text{rel}}(i, j)$ 为节点*i*与节点*j*之间的相对速度， $\vec{v}_i$ 和 $\vec{v}_j$ 分别为节点*i*和节点*j*的速度向量， $\beta \in [0, 1]$ 为速度因子，用于调整相对速度对路径选择的影响程度。当节点间相对速度较高时，算法会降低选择该路径的概率，以减少高速移动带来的链路不稳定风险。

通过上述4个步骤行为，每个穿山甲个体都能在当前网络状态下，探索并形成若干条兼顾空间多样性、链路质量和稳定性的候选路径。

#### 1.4 防御阶段

觅食阶段生成的路径，可能因网络动态变化、节点移动或者环境扰动而陷入局部最优，或出现种群多样性下降。为此，CPO算法在结束觅食阶段之后，需要对当前种群中的候选路径进行自适应变异和微调，包括全局跳跃和局部替换等操作，即防御阶段，以进一步提升路径的多样性和全局搜索能力。变异率自适应即对于每个候选路径，采用自适应变异概率触发变异操作，变异

概率随进化停滞情况动态调整：

$$P_{\text{mutate}} = P_{\text{base}} \times (1 + \alpha \times S) \quad (12)$$

其中， $P_{\text{mutate}}$ 为自适应变异概率， $P_{\text{base}}$ 为基础变异率， $\alpha$ 为调节系数， $S$ 为停滞计数器（连续未改进代数）。自适应变异概率采用概率性机制，对于每个候选路径独立生成 $[0, 1]$ 均匀随机数，若小于或等于当前变异概率则触发，从而确保当进化陷入局部最优即停滞计数器*S*增大时变异概率自动增加以增强全局搜索能力，而进化顺利时变异概率降低以维持种群稳定性。

当触发变异后，以概率 $P_{\text{jump}}$ 执行全局跳跃，以概率 $1 - P_{\text{jump}}$ 执行局部替换，两种策略协同平衡全局探索与局部开发能力。其中全局跳跃的实现方式是随机选择路径中的一个中间节点*n<sub>i</sub>*，并用一个远距离节点*n<sub>new</sub>*进行替换：

$$d(n_{\text{src}}, n_{\text{new}}) = d(n_{\text{src}}, n_i) \times (1 + \lambda \cdot U(0, 1)) \quad (13)$$

其中， $d(n_{\text{src}}, n_i)$ 为源节点到原中间节点的距离， $\lambda$ 为跳跃步长系数， $U(0, 1)$ 表示 $[0, 1]$ 区间的均匀随机数。新节点距离通过跳跃步长系数 $\lambda$ 和均匀随机数*U*控制，以引入更大跳跃幅度，突破当前搜索空间。

而局部替换的实现是通过随机选择路径的中间节点*n<sub>i</sub>*，用其邻居集合中链路质量最优的节点*n<sub>best</sub>*替换。节点*n<sub>j</sub>*到*n<sub>i</sub>*的链路质量综合评估计算式为：

$$LQ(n_i, n_j) = \alpha_1 \cdot \frac{1}{d(n_i, n_j)} + \alpha_2 \cdot E(n_j) + \alpha_3 \cdot \text{RSSI}(n_i, n_j) \quad (14)$$

其中， $d(n_i, n_j)$ 为节点间距离， $E(n_j)$ 为节点剩余能量， $\text{RSSI}(n_i, n_j)$ 为接收信号强度指示， $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 为权重系数且满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。该策略通过局部微调，利用邻居节点信息优化路径质量。

#### 1.5 精英保留

精英保留策略是进化算法中的关键，其核心目标是保证每轮迭代中适应度最优的路径不被丢

失或替换，从而增强算法的全局最优收敛能力和种群稳定性。

精英保留的核心机制，在每轮迭代结束后，从当前种群中筛选出适应度（适应度越大则路径质量越优）最优的路径个体：

$$P_{\text{elite}} = \arg \max_{P \in \text{Population}} F(P) \quad (15)$$

其中， $F(P)$ 表示路径 $P$ 的适应度值。将 $P_{\text{elite}}$ 加入精英解集 $E$ ，并严格维护解集大小不超过预设阈值 $E_{\text{max}}$ 。若加入新精英后 $|E| > E_{\text{max}}$ ，则移除解集中适应度最差的个体：

$$E = E \cup P_{\text{elite}} - \arg \min_{P \in E} F(P) \quad (16)$$

精英保留策略的具体实现分为以下3个步骤。

(1) 精英筛选：每轮迭代后，计算种群中所有个体的适应度值，选取最优个体作为候选精英。

(2) 候选集更新：将候选精英加入精英解集，若解集大小超过阈值，则移除适应度最差的个体以维持解集规模。

(3) 精英解传承：在下一轮迭代中，精英解直接进入新种群，不参与交叉和变异操作，确保优良基因得以保留。

## 1.6 适应度计算

适应度评估是衡量每条候选路径的优劣指标。CPO算法采用多指标加权并进行归一化的适应度函数，综合考虑距离、节点能量以及RSSI等因素。适应度值越大，表示路径质量越优。对于第 $k$ 条候选路径 $P^k$ ，其适应度 $F(P^k)$ 定义为：

$$F(P^k) = \alpha_1 \cdot D(k) + \alpha_2 \cdot E(k) + \alpha_3 \cdot R(k) \quad (17)$$

其中， $D(k)$ 为路径长度归一化值，反映路径的几何距离开销； $E(k)$ 为路径平均能量归一化值，体现路径的能量消耗效率； $S(k)$ 为路径平均信噪比归一化值，表征路径的通信质量； $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$ 分别为对应指标的权重系数，满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ ，根据网络场景需求自适应动态调整。

为消除不同指标间的量纲差异，确保各指标

在适应度函数中得到公平加权，采用线性归一化方法将所有原始指标统一转换为“值越大越优”的模式（对于路径长度等“越小越优”的原始指标，取其负值进行转换；对于剩余能量和RSSI等“越大越优”的原始指标，直接归一化）。从而使最终适应度值越大，表示路径质量越优。具体归一化计算式如下：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (18)$$

其中，将 $x$ 替换为对应的距离，节点能量和RSSI参数值即可获得归一化后的值。

## 1.7 收敛判定与最优路径输出

CPO算法采用多重收敛判定策略，确保算法在达到最优解时能及时输出最优路径。

停滞检测，首先需要维护长度为 $\lambda$ 的历史最优适应度数组 $\varphi_{\text{history}}$ ，并计算历史最优适应度的平均值 $\varphi_{\text{avg}}$ ，当前最优适应度与历史平均值的差值小于 $\tau$  ( $|\varphi_{\text{best}} - \varphi_{\text{avg}}| < \tau$ )时，认为算法停滞。并使用 $S$ 记录连续停滞的迭代次数。

收敛判定依据是达到最大迭代次数 $T_{\text{max}}$ 以及停滞次数达到阈值 $s_{\tau}$ 时提前收敛，认定收敛后，进行适应度评估并排序，将适应度最优的路径输出作为最优路径。

## 1.8 路由过程

CPO协议在运行过程中维护邻居表，并在故障通告触发下执行路径更新。邻居表由周期性HELLO消息维护：节点定期向相邻节点广播HELLO以更新邻居集合，并刷新位置、速度与剩余能量等局部状态；链路质量指标由物理层测得并写入邻居表，为适应度计算提供输入。路径失效判定与修复触发由RERR机制完成：当数据转发过程中出现下一跳不可达或转发失败时，节点生成路由错误（RERR）并向上游反向传播；上游节点收到RERR后立即将对目的的路由条目标记为无效并触发路径更新；无效表项在生命周期计时到期后删除。



在路由决策阶段，当源节点获得多条候选端到端路径时，首先利用圆柱邻域发现机制确定可达邻居集合，并在该约束下构建候选路径集合；随后基于节点能量评估函数提取路径最小剩余能量，并利用RSSI评估链路信号强度，进而由多目标适应度函数计算候选路径的适应度值。随后运行中华穿山甲优化（CPO）算法，在受圆柱邻域筛选约束的候选空间内输出适应度最优路径作为当前工作路径，并写入路由表用于数据转发。

为降低元启发式在线优化在高机动拓扑下对实时转发的影响，本文采用触发式更新机制：CPO仅在路由发现启动及RERR触发的失效修复阶段运行；正常数据转发阶段沿用已选定路径逐包转发，不执行逐包迭代优化。算法所需状态信息均来源于邻居表与物理层观测，系统不引入新的控制报文类型；相对于基线协议，额外通信开销仅体现为HELLO负载中固定字段带来的字节级增量。为约束单次路径更新的最坏运行时间，本文对种群规模与最大迭代次数设置上限，并采用停滞检测的提前终止策略，使触发式优化的计算代价保持在可控范围内。

#### 算法1 CPO路由伪码

input:  $N$ =节点数，源节点 $S$ ，目的节点 $D$ ，节点位置 $P_k=[p_1, p_2, \dots, p_i]$  评价函数 $F(P^k)$ （距离、节点能量以及RSSI）

output:  $p_{best}$  ( $S$ 到 $D$ 的最优路径)

初始化参数：最大迭代次数 $T_{max}$ 、种群规模 $\rho$ 、变异率 $\mu$ 、精英个体数量 $\varepsilon$ ，停滞阈值 $S$ ，权重 $[w_1, w_2, w_3]$  ( $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ )；初始化种群 $\mathcal{P} = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_i\}$  ( $p$ 条从 $S$ 到 $D$ 的随机路径，基于邻居发现候选随机生成)；计算每条路径适应度 $\phi_i = F(P_i)$ （值越大越优）；归一化各指标（距离取负数，其余直接归一化，确保越大越优）；记录当前最优路径 $P_{best}$ ，最优适应度 $\phi_{best}$

$T \leftarrow 1$

while  $t < T_{max}$  do //觅食阶段

for  $i = 1$  to  $\rho$  do

通过圆柱滤波获取当前节点候选邻居集 $N_i$ ；计算候选节点 $Q_{cyl}(i, j)$ ；

执行嗅探气味前进(选择 $score(j)$ 最高的邻居)；

执行规避弱猎物(过滤 $E_j < E_{th} \wedge SNR_j < SNR_{th}$ 的节点)；

执行爪击地面搜索(概率全局跳跃 $P_{jump}(k) = P_{t_0} \cdot \frac{d(i, k)}{d_{max}}$ ，优先远距离节点)；

执行匍匐前行靠近猎物(速度调整 $v_{rel}(i, j) = \beta \cdot |v_i - v_j|$ ，降低高相对速度概率)；

计算新路径适应度 $\phi'_i$ ；

if  $\phi'_i > \phi_i$ , then  $P_i \leftarrow P'_i$ ,  $\phi_i \leftarrow \phi'_i$ ; end if

end for // 防御阶段

更新停滞计数器 $S$ (若 $\phi_{best}$ 未改进，则 $S \leftarrow S + 1$ )；

自适应变异率 $P_{mutate} = P_{base} \times (1 + \alpha \times S)$ ；

for  $i = 1$  to  $\rho$  do

if  $random < P_{mutate}$ , then 以概率 $P_{mutate}$ 触发变异；

if  $random < P_{global}$ , then 以概率 $P_{global}$ 执行全局跳跃；

随机选取 $P_i$ 中的中间节点 $k$ ，从圆柱滤波候选集中选取质量最优节点 $k'$ ， $k \leftarrow k'$ ；

end if

计算 $P_i$ 适应度 $\phi_i$

end for //精英保留

选取适应度前 $P_{Elite}$ 条路径作为精英解，用精英替换种群中最差的个体；

//收敛判定

更新 $P_{best}$ ,  $\phi_{best}$ (选取当前种群最优)

if  $S > S_t$ , then:

break // 早停避免无效迭代

```

End If
t ← t + 1
End While
Return  $P_{\text{best}}$ 

```

为便于复现，算法 1 给出了 CPO 路由决策的伪码描述。协议在源节点获取候选端到端路径集合后，在圆柱邻域筛选约束下构建可行候选空间，并基于距离、链路质量与能耗等指标计算适应度；随后执行 CPO 的觅食与防御更新并采用精英保留输出当前最优工作路径。数据转发阶段沿用已选定路径逐包转发；当转发失败触发 RERR 时，立即进入路径更新过程并重新选择工作路径。

### 1.9 复杂度分析

CPO 算法的计算复杂度主要取决于网络节点数  $N$ 、种群规模  $p$ 、最大迭代次数  $T_{\max}$  以及平均路径长度  $L$ ，以下采用大  $O$  表示法分析，其中  $p$  和  $T_{\max}$  为固定参数 ( $p \ll N$ )， $L$  在三维 FANET 中近似为  $O(N^{1/3})$ ，平均节点度  $d$  为常数。

#### 1.9.1 时间复杂度

算法总时间复杂度为  $T(n) = O(T_{\max} \cdot p \cdot (d + L + \log p))$ 。

(1) 初始化阶段：生成  $p$  条随机路径及适应度计算，复杂度为  $O(p \cdot (d + L))$ 。

(2) 觅食阶段：每迭代对  $p$  条路径执行圆柱过滤，质量分数计算以及四因子更新，单路径复杂度为  $O(d + L)$ ，该阶段复杂度为  $T_1(n) = O(p \cdot (d + L))$ 。

(3) 防御阶段：自适应变异+全局/局部替换为  $T_2(n) = O(p \cdot (d + L))$ 。

(4) 精英保留与收敛判断：排序及扫描操作复杂度为  $O(p \log p + p)$ 。

因此总时间复杂度为： $T(n) = T_{\max} \times [O(p \cdot (d + L)) + O(p \log p)] = O(T_{\max} \cdot p(d + L + \log p))$ ，在典型 FANET 场景下 ( $p$ 、 $T_{\max}$  固定， $d = O(1)$ ， $L = O(N^{1/3})$ )，算法时间复杂度近似为  $O(N^{1/3})$ 。

#### 1.9.2 空间复杂度

算法空间复杂度为  $O(p \cdot L + N \cdot d)$ 。

其中，种群存储  $p$  条路径为  $O(p \cdot L)$ ，邻居表及候选集为  $O(N \cdot d)$ ，适应度数组与精英集为  $O(p)$ 。主导项为  $O(p \cdot L)$ ，在固定种群规模下近似  $O(N^{1/3})$ 。

总体而言，相较于传统路由，时间复杂度增加  $T_{\max} \cdot p$  因子，但显著提升了路径全局最优性；空间复杂度与同类进化路由算法相当，可通过分布式执行进一步优化计算开销，适用于高动态场景。

#### 1.9.3 群体智能算法复杂度对比

群体智能算法复杂度对比见表 1，PSO/GWO/WOA/ABC/ACO 与 CPO 在渐进复杂度上多为  $O(I \cdot P \cdot (d + C_f))$ ，差异主要体现在常数开销与所需状态结构。相比需要维护信息素矩阵的 ACO (空间  $O(n^2)$ )，本文采用的 CPO 不依赖全局矩阵与高阶排序结构，可在小种群/小迭代并结合早停策略下实现触发式在线优化，从而更适配能量与算力受限的 UAV 节点部署场景。

表 1 群体智能算法复杂度对比

算法	时间复杂度	空间复杂度
PSO	$O(I \cdot P \cdot (d + C_f))$	$O(P \cdot d)$
GWO	$O(I \cdot P \cdot (d + C_f))$	$O(P \cdot d)$
WOA	$O(I \cdot P \cdot (d + C_f))$	$O(P \cdot d)$
ABC	$O(I \cdot P \cdot (d + C_f))$	$O(P \cdot d)$
ACO	$O(I \cdot (m \cdot C_{\text{build}} + m \cdot C_f))$	$O(n^2)$ 或 $O(E)$
CPO (本文)	$O(I \cdot (P \cdot C_f + P \cdot d + P \log P))$	$O(P \cdot d)$

## 2 性能仿真与分析

将基于中华穿山甲优化算法结合圆柱探索机制，实现最优路由路径决策，将其与主流的元启发算法进行仿真比较，观察该算法路由协议所带来的性能提升。

### 2.1 性能指标

本文利用两个性能指标，分组投递率



(PDR) 和平均端到端时延来证明和验证所提路由协议的有效性。评估考虑了无人机节点密度和速度的变化。

(1) PDR: 目标节点成功接收的数据包数除以源节点发送的数据包数, 不包括控制包流量。

(2) 端到端平均时延: 所有成功接收数据包的(接收时间-发送时间)之和除以成功接收包数。

(3) 能耗: 统计仿真期间各节点无线接口在Tx/Rx/Idle/Sleep状态下的通信能耗, 并在仿真结束时对全网累加。该指标不包含路由算法在CPU侧的计算能耗。

## 2.2 仿真环境

本文采用网络模拟软件NS3 (network simulator version 3) 对CPO算法<sup>[15]</sup>与主流路由协议算法AODV<sup>[4]</sup>、OLSR<sup>[7]</sup>以及群智能算法PSO<sup>[23]</sup>、ACO<sup>[24]</sup>、WOA<sup>[25]</sup>以及GWO<sup>[26]</sup>进行模拟仿真, 仿真参数设置见表2。

表2 仿真参数设置

参数	数值
模拟器	NS-3.35
节点分布	Random
节点数量	10~100
仿真区域	1 000 m × 1 000 m × 1 000 m
移动速度	15~85 m/s
MAC层	IEEE 802.11g
移动模型	3D-Gauss-Markov Mobility Model
仿真时间	100 s
数据传输速率	1 Mbit/s
传输频率	2.412 GHz
无线信道带宽	20 MHz
发射功率 TxPower	16 dBm
接收门限/灵敏度	-90 dBm
逐跳覆盖半径R	250 m
平均跳数	1.5 ~ 5 (随节点密度变化)

## 2.3 仿真结果与分析

### (1) 不同移动速度场景

设置节点总数为30, 节点平均移动速度由10 m/s增加到100 m/s, 梯度为10 m/s, 统计100 s

内不同移动速度下7种协议的投递率与时延以及能耗性能。

不同节点速度下的分组投递率如图1所示, 给出了无人机在速度变化(10~100 m/s)下各路由方案的PDR对比。可以观察到, 随着速度升高, 各方案的PDR整体呈下降趋势: 在10~30 m/s的低速区间, 网络拓扑变化相对缓慢, 除OLSR外其余方法的PDR普遍维持在较高水平(85%~95%), 不同算法间差异相对有限。当速度进一步增大至40~80 m/s, 链路持续时间缩短、路径失效与维护频率上升, 使得各方案的PDR分化明显, 其中OLSR下降最为显著并长期处于最低水平(60%~70%), 反映主动式链路状态维护在高机动场景下更易受状态滞后与控制开销的影响, 从而引发更多无效转发与拥塞丢包; 相比之下, CPO在中高速区间内的下降更为平缓, 最低点仍保持在75%左右, 并在90~100 m/s区间出现一定回升, 说明其在拓扑快速变化时能够更有效地选择可用性更高、冲突更低的转发路径, 从而降低因路径失效与链路竞争导致的投递失败, 整体表现出更强的高速鲁棒性。

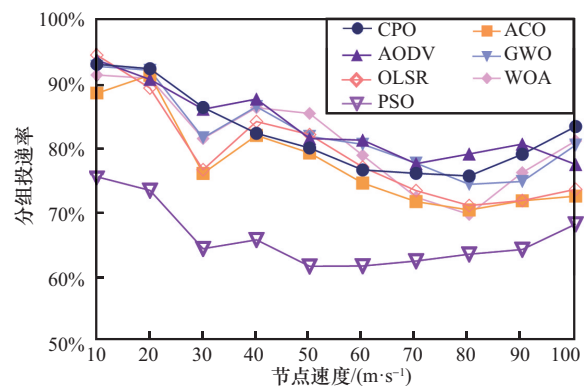


图1 不同节点速度下的分组投递率

不同节点速度下的端到端时延如图2所示, 给出了无人机端到端时延随速度(10~100 m/s)变化下各方案的对比, 可以看到时延随速度逐步上升, 说明机动性增强会缩短链路持续时间并提高

路由维护与重传概率，从而带来更频繁的路径更新、排队等待与转发失败后的恢复开销；在低速区间（10~30 m/s）各曲线整体处于较低水平且差异不大，表明拓扑变化较缓时多数方案能够维持稳定路由，时延主要由基础转发与MAC竞争决定，而当速度增至中高速（约40 m/s之后）算法间差距开始拉大，OLSR与AODV的时延增长更为陡峭，其中OLSR在高速度下出现显著抬升并在90~100 m/s达到最高水平，这与主动式链路状态维护在高机动场景中可能产生更高控制开销与状态滞后有关，进而导致无效转发、拥塞与恢复时延累积。

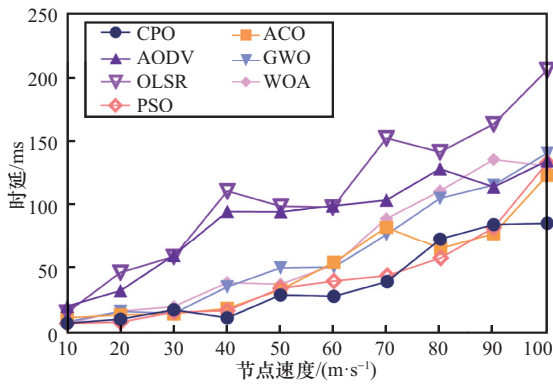


图2 不同节点速度下的端到端时延

PSO、ACO、GWO与WAO的时延亦随速度持续增加并在高速段保持较高水平，反映出在链路频繁变化条件下其路径更新与负载分散能力仍受限。相比之下，CPO在全速度范围内始终保持最低或接近最低的时延曲线，且在速度升高时上升更为平缓，说明其高机动场景下能够更有效地倾向选择相对稳定或拥塞更低的转发路径，从而降低因路径失效触发的路由重建与队列积压带来的额外等待时间，最终体现为更好的时延鲁棒性。

不同节点速度下的能耗如图3所示，随着节点移动速度的增加，各方案的能耗均呈现上升趋势，但增幅受限，且算法间的能耗差异总体较小，说明在该仿真设置下能耗对速度变化的敏感

性相对有限。需要指出的是，CPO在10 m/s时出现相对较高的能耗取值，随后迅速回落，并在30~80 m/s区间内维持在51.0~51.2 J的窄幅波动范围内；这一结果暗示，当网络由中速向高速过渡时，CPO所引入的额外能量代价被有效抑制，从而使整体能耗保持稳定。与此相关的是，在速度进一步增大、尤其超过60 m/s后，AODV的能耗上升更为明显，并在100 m/s附近达到约51.7 J的峰值。该现象与高机动条件下链路更易失效相一致：链路持续时间缩短会诱发更频繁的路由发现与维护过程，进而增加控制报文与重传行为所带来的能量开销。相较之下，尽管CPO在90~100 m/s也出现一定程度的抬升，其能耗仍维持在51.35~51.45 J，且上升幅度较为温和，这表明在高机动场景中其路径选择机制能够在一定程度上降低无效维护与重复传输造成的能量损耗。与此同时，OLSR、PSO、ACO、GWO与WAO在60~80 m/s出现能耗低谷或平台（如ACO在70~80 m/s接近50.7~50.8 J），但该现象不宜被直接解释为能效提升；在链路剧烈波动的条件下，能耗下降可能伴随有效业务转发减少或投递失败增加，因而有必要结合相同速度区间内的投递率与时延结果进行综合判断。基于上述分析，CPO在维持传输性能的同时将能耗控制在较稳定水平，从而在能效与性能之间实现了更为均衡的折中，尤其在高速场景下体现出较好的稳定性。

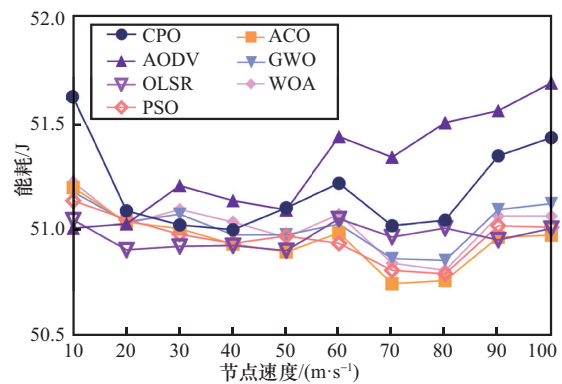


图3 不同节点速度下的能耗



## (2) 不同节点密度场景

设置节点平均移动速度为 30 m/s, 节点数量由 10 增加到 100, 梯度为 10, 统计 100 s 内不同节点密度下 5 种协议的分组投递率与端到端时延以及能耗性能。

不同节点数量下的分组投递率如图 4 所示, 随着节点规模由 10 增至 100, 各方案的 PDR 总体呈下降趋势, 表明网络规模扩大后信道竞争、碰撞重传与路由维护开销的累积效应逐步占主导地位。低密度阶段 (10~30 节点) 由于业务竞争较弱且链路干扰相对有限, 多数算法仍能维持较高投递率 (大多在 90%~97% 区间), 其中 PSO 起始最高 (约 98%), CPO 亦保持在 94%~96%, 而 OLSR 相对偏低并更早出现下滑 (约 91% 降至 82%), 反映其周期性链路状态维护在规模增大时更易引入额外控制负担并影响有效数据转发。进入中高密度阶段 (40~100 节点), 各曲线分化明显: AODV 与 OLSR 的退化最为突出, PDR 随节点数增加持续下滑至 65% 与 62% 左右; PSO、ACO、GWO、WOA 虽保持在中等水平, 但在高密度端仍普遍回落至 77%~82%。

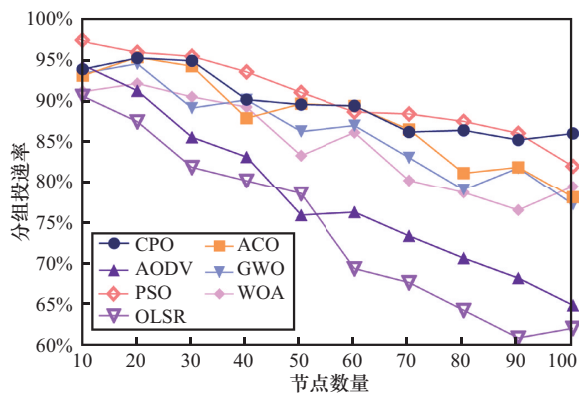


图 4 不同节点数量下的分组投递率

相比之下, CPO 的下降斜率更缓, 并在 50~100 节点区间始终维持最高或接近最高水平 (85%~90%, 100 节点时约 86%), 与 AODV/OLSR 在高密度端形成约 20 个百分点以上的绝对差距。

这一差异来源于两点机制, 一方面, 圆柱邻域筛选在路由决策前对候选邻居进行空间约束, 有助于抑制高密度下的无效竞争与广播扩散; 另一方面, 多指标适应度在选路时倾向规避链路质量较差或潜在拥塞路径, 从而降低碰撞与重传导致的丢包风险, 使投递率在规模扩张条件下保持更稳定。

不同节点数量下的端到端时延如图 5 所示, 端到端时延随节点数量增长总体上升, 但不同机制的上升斜率差异显著: CPO 在 10~70 节点区间始终处于低时延水平 (7~20 ms), 即便在 80~100 节点的高密度段出现抬升, 其时延仍控制在 30~40 ms; 该结果通常对应于两点机理, 候选邻居筛选与多指标适应度选路减少了无效竞争与重传概率, 从而抑制排队时延扩张。

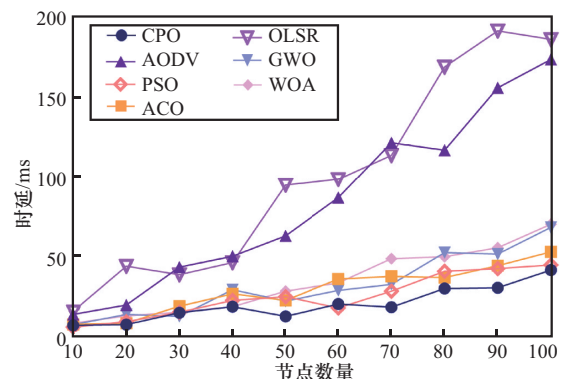


图 5 不同节点数量下的端到端时延

当路径质量退化时, 在线迭代的路径更新可以缩短路由失效后的恢复时间, 避免频繁重建带来的等待累积。对比之下, AODV 与 OLSR 在高密度端时延急剧增大, 其中 OLSR 在 80~100 节点附近上升至 170~190 ms, AODV 亦达到 120~175 ms, 反映出在节点增多时, 前者的周期性链路状态维护与后者的按需洪泛在拥塞信道中更易诱发控制开销膨胀与队列积压; PSO/ACO/GWO/WOA 的时延处于中间水平并随规模稳步上升 (100 节点时大多在 45~70 ms), 显示其虽可改善部分路径选择, 但仍难完全抵消高密度下竞争与重传对时延的放大效应。

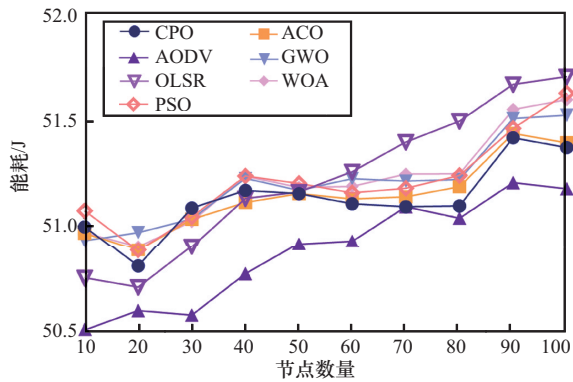


图6 不同节点数量下的能耗

不同节点数量下的能耗如图6所示, 能耗随节点数量增加整体上行, 且曲线跨度相对有限(50.5~51.7 J), 说明在该实验设置下, 规模扩张带来的主要能量增量更多来自额外的控制维护与竞争重传, 而非单纯业务量线性增长; 其中OLSR的能耗随节点数量几乎单调上升并在100节点处达到最高(约51.7 J), 与其主动式链路状态广播在高密度下产生更高维护负担相一致。CPO的能耗处于中低区间: 在10~80节点阶段大体维持在51.0~51.15 J的窄幅波动, 90~100节点时升至51.35~51.45 J, 表明其在规模增大时并未以显著能耗代价换取性能, 而是通过更合理的路径筛选减少无效转发与重传造成的能量浪费; 需要强调的是, AODV在部分节点数下表现出更低的绝对能耗(如低密度端50.55~50.75 J), 但其PDR与时延在高密度阶段同步恶化, CPO在维持较高投递率与较低时延的同时, 将能耗增长控制在可接受范围内。

### 3 结束语

本文面向飞行自组网(FANET)在高机动条件下拓扑强时变、链路短寿命与节点能量受限等特点, 提出并实现了一种基于中华穿山甲优化(CPO)算法的路由优化方案, 并在NS-3平台完成协议实现与仿真评估。该方案将端到端候选路由编码为优化个体, 在圆柱邻域筛选约束下构建可行路径集合, 并以链路质量、路径距离与能耗

等多指标联合构建适应度函数, 通过“初始化—觅食—防御—精英保留”的阶段化迭代机制持续改进路径质量, 从而在动态网络状态下实现自适应路由择优与快速修复。

与传统路由AODV、OLSR以及PSO、ACO、GWO、WOA等群智能算法方案相比, 本文方法的差异主要体现在决策依据与更新方式的协同设计, AODV依赖按需路由发现, 在拓扑变化与业务竞争增强时更容易引发额外的控制开销与队列排队, 从而导致时延与丢包率上升; OLSR作为主动式链路状态协议需要周期性维护网络状态, 高机动与高密度条件下控制开销与状态滞后风险更为突出; 而PSO、ACO、GWO、WOA等群智能策略在动态场景中虽然具备一定全局搜索能力, 但若缺乏面向链路时变与拥塞风险的约束筛选与稳态继承机制, 仍可能出现路径质量波动或更新代价偏高的问题。

仿真结果表明, 在节点速度与网络规模变化的多种场景下, CPO在分组投递率、端到端时延与能耗等指标上总体表现更为稳定: 随着机动性增强或节点规模扩大, 所提方法能够在保证较高投递可靠性的同时抑制时延增长, 并将能量开销维持在相对可控的波动范围内, 表明其多指标适应度评价与阶段化更新机制能够在无须复杂学习训练的前提下实现可靠性、实时性与能耗约束之间的有效折中。后续工作将进一步在更复杂信道与干扰模型、非均匀分布与多业务负载条件下开展验证, 并补充控制开销与路由稳定性相关指标(如路由切换频率、维护报文数量等)的系统评估, 以提升方案在实际无人机网络中的可解释性与可部署性。

### 参考文献:

- [1] Ramphull D, Mungur A, Armoogum S, et al. A review of mobile Ad Hoc network (MANET) protocols and their applications[C]//Proceedings of the 2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 204-211.



- [2] Rak J. Providing differentiated levels of service availability in VANET communications[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(7): 1380-1383.
- [3] Bhatia T K, Gilhotra S, Bhandari S S, et al. Flying Ad-Hoc networks (FANETs): a review[J]. EAI Endorsed Transactions on Energy Web, 2024, 11.
- [4] Perkins C, Belding-Royer E, Das S. Ad Hoc on-demand distance vector (AODV) routing: RFC3561[R]. 2003.
- [5] Saini T K, Sharma S C. Recent advancements, review analysis, and extensions of the AODV with the illustration of the applied concept[J]. Ad Hoc Networks, 2020, 103: 102148.
- [6] Karp B, Kung H T. GPSR: greedy perimeter stateless routing for wireless networks[J]. Acm Mobicom, 2000.
- [7] Clausen T H, Jacquet P. Optimized link state routing protocol (OLSR)[J]. RFC, 2003, 3626: 1-75.
- [8] Johnson D B, Maltz D A, Broch J. DSR: the dynamic source routing protocol for multi-hop wireless Ad Hoc networks[J]. Ad Hoc Networking, 2001, 5(1): 139-172.
- [9] Alameri I, Komarkova J, Al-Hadhrami T. Fuzzy-based optimization of AODV routing for efficient route in wireless mesh networks[J]. Peerj Computer Science, 2023, 9: e1508.
- [10] Sarkar D, Choudhury S, Majumder A. Enhanced-ant-AODV for optimal route selection in mobile Ad-Hoc network[J]. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2021, 33(10): 1186-1201.
- [11] Reddy C N K, Anusha M. Hybrid intelligent routing with optimized learning (HIROL) for adaptive routing topology management in FANETs[J]. International Journal of Electrical and Electronics Engineering, 2024, 11(11): 30-43.
- [12] Hameed S. Eegw: an energy-efficient grey wolf routing protocol for fanets[J]. Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences, 2021, 16(8).
- [13] Kumar D, Sonia D. Highly optimized energy saving protocol for flying Ad-Hoc network[J]. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 2023, 11(3): 2177-2189.
- [14] Guo Y, Tang H Y, Qin R H. A low complexity persistent reconnaissance algorithm for FANET[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9526.
- [15] Almansor M J, Din N M, Baharuddin M Z, et al. Routing protocols strategies for flying Ad-Hoc network (FANET): review, taxonomy, and open research issues[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 109: 553-577.
- [16] Beghriche A. An adaptive secure and efficient bio-inspired routing protocol for effective cooperation in FANETs[J]. Ingénierie des Systèmes d'Information, 2023, 28(1): 49-66.
- [17] Ke Y Q, Huang K, Qiu X L, et al. Distributed routing optimization algorithm for FANET based on multiagent reinforcement learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(15): 24851-24864.
- [18] 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[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(1): 1280-1295.
- [19] Guo Z Q, Liu G W, Jiang F. Chinese pangolin optimizer: a novel bio-inspired metaheuristic for solving optimization problems[J]. The Journal of Supercomputing, 2025, 81(4): 517.
- [20] Alrmah I, Alzubi A, Adegboye O R. AI-driven prediction of ecological footprint using an optimized extreme learning machine framework[J]. Sustainability, 2025, 17(22): 10319.
- [21] Nagaraja G S. A multi-modal fusion framework with SHAP-based explainability and Chinese pangolin-optimized personality trait prediction[J]. International Journal of Intelligent Engineering & Systems, 2025, 18(10).
- [22] Rahmani A M, Haider A, Aurangzeb K, et al. A novel cylindrical filtering-based greedy perimeter stateless routing scheme in flying Ad Hoc networks[J]. Vehicular Communications, 2025, 52: 100879.
- [23] Sun G Y, Qin D Y, Lan T T, et al. Research on clustering routing protocol based on improved PSO in FANET[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(23): 27168-27185.
- [24] Yu Y L, Ru L, Chi W S, et al. Ant colony optimization based polymorphism-aware routing algorithm for Ad Hoc UAV network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(22): 14451-14476.
- [25] Namdev M, Goyal S, Agarwal R. An optimized communication scheme for energy efficient and secure flying Ad-Hoc network (FANET)[J]. Wireless Personal Communications, 2021, 120(2): 1291-1312.
- [26] Hameed S, Alyahya S, Minhas Q A, et al. Link and loss aware GW-COOP routing protocol for FANETs[J]. IEEE Access, 2021, 9: 110544-110557.

#### [作者简介]



曾坤 (2000-), 男, 贵州师范大学大数据与计算机科学学院硕士生, 主要研究方向为嵌入式系统、无人机自组织网络、AI。



胡波 (1980-), 男, 贵州师范大学大数据与计算机科学学院副教授, 主要研究方向为嵌入式系统、AI、模糊系统。