

边缘计算下低空无人机集群避障路径协同规划算法

吴 颖¹ 张 磊²
WU Ying ZHANG Lei

摘 要

低空环境中静态、动态障碍物密集，而单一无人机受自身传感器视场及计算资源的严格限制，只能获取局部有限环境信息，因此单机路径规划时很难掌握周边动态障碍物的真实分布及运动态势，难以用有限算力对海量复杂感知数据快速、可靠地进行障碍物辨识，单机路径规划极易陷入局部最优，无法保证安全高效的路线。因此，文章提出一种边缘计算下低空无人机集群避障路径协同规划算法。首先建立低空无人机集群运动学模型，明确三维空间中的动力学约束，由此导出路径规划的数学基础；然后利用边缘计算中所设计的“端-边”协同感知体系，将无人机终端采集的多源传感数据实时、可靠地上传到边缘服务器（MEC），在该处融合生成全局动态障碍地图，真正解决了单机感知在视野及算力上的根本局限，也实现了运行环境的实时感知及障碍物的精确定位。同时，设计了一种分层协同路径规划框架，边缘服务器用改进A*算法做全局粗粒度规划，得到无碰撞参考路径，无人机终端用极光优化算法（PLO）做局部实时避障调整，二者通过一致性协议无缝、鲁棒地协调配合。实验结果表明，在密集障碍物环境下，所有无人机都成功实现了无碰撞协同飞行，轨迹平滑无突变，当动态障碍物速度达到16 m/s时，各无人机之间仍能保持10.1 s的安全间隔，较传统算法有极大改善，集群在动态低空环境中的避障可靠性、实时性及整体安全性都得到实质性提高。

关键词

边缘计算；低空；无人机集群；避障路径；协同规划

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.043

0 引言

目前，无人机集群在物流快递配送、灾害应急救援、地理环境监测、农业植物保护等领域已经形成规模化应用。但无人机群在复杂三维空间低空飞行场景执行协同任务时，面临静态障碍物、动态物体威胁、多机协同约束等关键问题，这些问题对无人机群的群体路径规划算法的性能和稳定性提出了较大的挑战。传统路径规划算法在处理低空集群场景时有诸多不足。李继广等^[1]提出的规划算法是以模型预测控制（MPC）原理为基础设计的，该算法计算复杂度随预测时域呈指数级增长，并且在低空动态环境中有大量突发障碍物（如飞鸟、临时建筑物）的情形下，实时性较差，不能很好地保证避障的及时性。罗毅等^[2]提出的规划算法将改进双向快速扩展随机树（Bi-RRT）与动态窗口法（DWA）二者巧妙结合，

DWA算法考虑了无人机的动态特性，但感知信息的局限性和实时性较差，有时不能及时、准确地预测快速移动的动态障碍物和其运动轨迹，有避障失败的风险。

边缘计算将计算资源传递给边缘网络，边缘本地实时处理传感器数据，可以大幅降低云端通信数据延迟，支持动态环境下的快速决策^[3]。本文提出一种基于边缘计算的低空无人机集群避障路径协同规划算法，为无人机集群规模化应用提供算法和技术支撑。

1 低空无人机集群运动学建模与协同约束分析

低空无人机集群的运动学建模是整个协同控制与路径规划研究的理论基础，其目的在于用数学语言精确描述集群中每架无人机的运动状态、空间位姿以及所受到的物理约束，为后续的算法设计提供可计算的模型框架^[4]。

对于集群中的第*i*架无人机，在世界坐标系（W系）和机体坐标系（B系）下定义其状态变量。其核心状态包括位置向量 $\boldsymbol{P}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ 、速度向量 $\boldsymbol{V}_i = [v_{x_i}, v_{y_i}, v_{z_i}]^T$ 、姿态角 $\boldsymbol{\Theta}_i = [\phi_i, \theta_i, \psi_i]^T$ 以及角速度向量 $\boldsymbol{\Omega}_i = [p_i, q_i, r_i]^T$ 。其运动学模

1. 郑州经贸学院大数据与人工智能学院 河南郑州 450000
2. 河南省恒安智控技术有限公司 河南郑州 450000
[基金项目] 河南省科技攻关项目“多模态感知融合的无人机边缘计算实时避障及动态路径规划研究”（262102210259）

型中位置与速度、姿态与角速度的微分方程为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{P}}_i = \mathbf{V}_i \\ \dot{\boldsymbol{\Theta}}_i = \mathbf{R}_{\text{py}}(\boldsymbol{\Theta}_i) \cdot \boldsymbol{\Omega}_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{R}_{\text{py}}$ 是由欧拉角到角速度变换的转换矩阵。动力学模型则进一步描述了力与力矩如何引起运动状态的变化, 其模型可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{m}_i \dot{\mathbf{V}}_i = \mathbf{R}_b^w(\boldsymbol{\Theta}_i) \cdot [0, 0, T_i]^T - [0, 0, \mathbf{m}_i \mathbf{g}]^T - \mathbf{K}_v \mathbf{V}_i \\ \mathbf{I}_i \dot{\boldsymbol{\Omega}}_i = \boldsymbol{\tau}_i - \boldsymbol{\Omega}_i \times (\mathbf{I}_i \boldsymbol{\Omega}_i) - \mathbf{K}_\Omega \boldsymbol{\Omega}_i \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{m}_i$ 、 $\mathbf{I}_i$ 分别为无人机的质量和惯性矩阵; T_i 为总拉力; $\boldsymbol{\tau}_i$ 为机体轴上的控制力矩; $\mathbf{K}_v$ 和 $\mathbf{K}_\Omega$ 为空气阻力系数矩阵; $\mathbf{R}_b^w$ 为无人机坐标系到现实坐标系的旋转矩阵。

因此本文提出的路径规划算法, 无人机在三维空间中的动力学约束必须遵守如下主要硬性指标:

最大速度约束:

$$\|\mathbf{V}_i\| \leq V_{\max} \quad (3)$$

确保无人机飞行安全与能量效率。最大加速度约束:

$$\|\mathbf{a}_i\| \leq a_{\max} \quad (4)$$

由电机推力和机体结构强度决定。最大俯仰/滚转角约束:

$$|\phi_i| \leq \phi_{\max}, |\theta_i| \leq \theta_{\max} \quad (5)$$

限制无人机的敏捷性以保证飞行稳定性。最小转弯半径约束:

$$R_i \geq R_{\min} \quad (6)$$

这是由最大滚转角和飞行速度共同决定的几何约束^[5]。

整个无人机集群还需考虑协同约束, 即保持集群构型的相对位置约束:

$$\|\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j\| \geq d_s \quad (7)$$

式中: d_s 表示防碰撞安全距离。

三维空间的运动学模型、动力学模型及约束条件为本文提出的算法奠定了数学基础。

2 无人机集群边缘计算的协同感知

由于低空复杂环境中单一无人机的感知能力有视野受限、计算资源有限两大明显瓶颈, 故难以直接、可靠地处理低空大量动态障碍物的问题。无人机自身传感器只能获取局部有限范围的环境信息, 因此不能充分感知周围所有动态障碍物的分布及运动状态, 而其有限的计算资源又无法及时、准确地处理大量感知数据, 从而影响障碍物辨识精度。因此, 本文引入了边缘计算的计算优势, 系统地展开无人机集群协同感知设计。

在该体系中, 每架无人机(终端)搭载激光雷达作为多

源传感器, 负责原始数据的采集。感知数据通过低延迟、高可靠的 5G NR 无线通信链路上传至部署在附近的边缘服务器 MEC^[6]。边缘服务器作为感知融合的核心, 接收来自集群内多架无人机的异构感知数据, 利用时间戳和无人机自身的位姿信息, 将所有局部感知数据统一到全局坐标系下, 生成一张高置信度的全局动态障碍地图^[7]。

由于边缘服务器完成融合、辨识后, 将所得到的障碍物地图及动态障碍物状态列表广播给集群中所有无人机^[8], 因此集群中各无人机除本身传感器所提供的第一视角局部环境信息外, 都可自然、可靠地获得边缘节点提供的全局环境信息。

由于该模式很好地克服了单机感知的种种限制, 因此能自然、合理地提高环境感知的鲁棒性及精度, 由此为之后的协同路径规划提供高质量、及时更新的输入信息, 也避免了把全部原始数据上传云端时所造成的通信带宽压力。

3 低空无人机集群避障路径规划

由于无人机集群在完成环境感知之后获得了当前时刻的环境状态快照, 但低空环境中又常常出现突发障碍物, 诸如飞鸟、临时建筑物等, 因此无人机集群显然需要具备实时航迹调整能力, 同时要保持无人机之间的安全编队距离以避免碰撞, 还要对环境变化做出及时、合理的响应。更重要的是, 无人机本身有最大速度、最大加速度、最小转弯半径等明确的物理约束, 路径规划必须严格满足这些动力学条件。因此, 本文提出的分层协同规划框架将边缘服务器的全局规划能力与无人机终端的局部避障功能有机融合, 较好地解决单机感知视野有限、算力不足的问题, 也因而大大提高了路径规划的准确性及系统运行的可靠性。

同时, 该框架将计算任务在边缘服务器和无人机终端之间进行合理分配, 兼顾了全局最优性和局部实时性。规划框架分为两个层次: 边缘服务器上的全局路径规划层及无人机终端的局部实时避障层^[9]。

在全局规划层, 边缘服务器利用其强大的计算能力, 整合全局目标信息、无人机集群的初始状态以及融合感知后得到的静态环境地图, 为整个集群规划出一条粗略的、无碰撞的参考路径。该层算法采用改进的 A* 算法, 其代价函数为:

$$f(n) = g(n) + h(n) + \lambda \cdot o(n) \quad (8)$$

式中: $g(n)$ 表示从起点到当前节点的实际代价; $h(n)$ 表示到目标的估计代价; $o(n)$ 表示障碍物势场代价; λ 表示调节安全性的重要程度的权重系数。单独依据全局路径无法安全高效地实现对未知静态和突然变动位置的动态障碍物的避障, 所以边缘局部实时避障至关重要。

局部避障中, 无人机边缘端运行极光优化算法(PLO),

根据实时感知数据动态调整路径^[10]。PLO 通过模拟极光现象中的粒子运动，在局部窗口内搜索最优速度向量 $\mathbf{v}_{\text{opt}} = [v_x, v_y, v_z]^T$ ，满足：

$$\mathbf{v}_{\text{opt}} = \arg \min_{\mathbf{v}} \left(\sum_{j=1}^m \frac{1}{d_{ij}(\mathbf{v})} + \lambda \|\mathbf{v} - \mathbf{v}_p\| \right) \quad (9)$$

式中： $d_{ij}(\mathbf{v})$ 表示以速度 $\mathbf{v}$ 运动时，与第 j 个障碍物的距离； $\mathbf{v}_p$ 表示上一时刻速度； λ 表示平滑系数。

通过一致性协议确保多机状态同步。定义第 i 架无人机的控制输入为：

$$u_i = \sum_{j \in N_i} a_{ij} (x_j - x_i) + b_i (x_i^d - x_i) \quad (10)$$

式中： N_i 表示邻居集合； a_{ij} 表示通信权重； b_i 表示编队权重； x_i^d 表示期望状态。

无人机集群通过多源传感器扫描到低空环境的高密动态障碍物，判断集群飞行距离是否小于安全距离，如果小于阈值，则执行紧急制动，确保无人机集群以最低速度飞行；局部无人机集群运行极光优化算法（PLO），实时集群协同避障路径规划；结合障碍物运动姿态和方向，动态修改无人机航向角，直到期望航向角。

本文提出的分层协同机制，在复杂低空环境下，结合三维空间动力学模型，融合边缘计算服务器的全局规划能力、综合指导无人机集群实时避障和协同路径规划，能够保障无人机集群飞行的安全性和通过效率。

4 实验分析

4.1 实验对象与配置参数

实验采用 30 架多旋翼无人机，搭载英特尔实感 D435i 摄像头、威力登 16 线激光雷达、英伟达 Jetson TX2 边缘计算模块及 Gazebo 模拟环境。实验配置参数设置如表 1 所示。

表 1 实验配置参数

类别	项目	数值
无人机集群参数	整机质量	3 kg
	最大飞行速度	20 m/s
	无线通信范围	60 m
森林环境参数	静态树木、藤蔓数量	40
	动态鸟类、动物比例	45%

在 3D 动态模拟器中搭建一块较大的测试环境，引入静态树木、小山与动态鸟类、动物等障碍物。无人机集群任务是从起始点飞行到目标点，途中避开密集的动静态障碍物。

4.2 实验结果

本实验将本文提出路径规划算法、文献[1]算法和文献[2]算法进行对比，分析三种算法的性能和特性。

模拟环境中包含高密度静态障碍物和高速动态障碍物环境，实验内容包含三种算法的集群协同路径规划和避障运动轨迹实验。具体结果如图 1 所示。

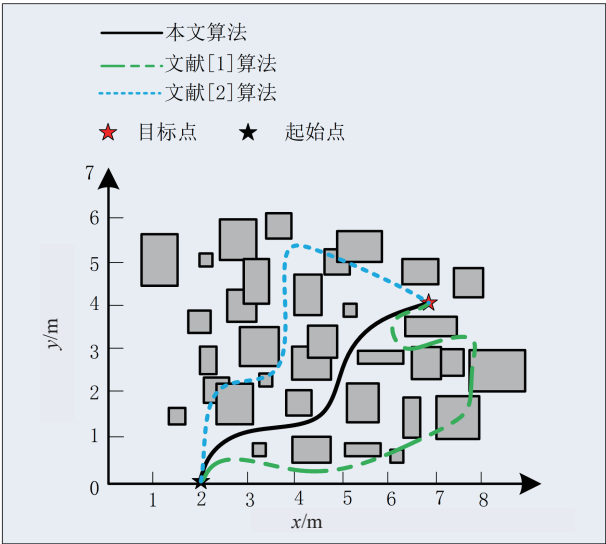


图 1 无人机集群避障路径协同规划结果对比

图 1 中的实线为本文提出的算法集群飞行轨迹，集群以最优路径成功绕过障碍物密集区，集群协同规划路径全局协调性好，局部集群避障能力良好，轨迹顺畅平滑；长虚线为文献[1]算法集群飞行轨迹，集群在障碍物密集区域局部优化效果欠佳，导致部分无人机有较大运动抖动和弯曲折返现象；短虚线为文献[2]算法集群飞行轨迹，可以看出集群在高速或密集障碍物环境下响应不足，轨迹协同方面有较大偏差和中断，并且出现了严重的碰撞点。

本文提出的算法在无人机集群边缘计算中使用全局 A* 参考路径，避免了全局层面的碰撞，防止了目标趋近；同时集群局部避障使用极光优化算法，可以有效避开动态鸟类和突发森林障碍物。全局 A* 参考路径和局部极光优化算法，两种算法的有机结合，可以保证无人机集群在复杂环境中飞行的连贯性与队形的稳定性。本实验验证了本文所提算法的避障的可靠性和飞行效率的优越性。

为验证本文提出算法的实际性能，采用碰撞间隔时间作为评估指标，即无人机集群与障碍物之间的预计碰撞时间间隔。碰撞间隔时间越长，路径安全度越大，无人机越具备充足时间调整航迹，可以有效控制碰撞风险。根据测试经验和实际环境，设定碰撞时间间隔基准阈值为 8 s。在密集动态移动障碍物场景下，对比本文提出算法、文献[1]和文献[2]算法结果如表 2 所示。根据表 2 的对比结果可知，在所有测试工况下（障碍物移动速度从 2 m/s 增至 16 m/s），本文算法的时间碰撞安全度始终高于两种对比算法。即便在 16 m/s 的高速移动障碍物场景下，本文算法仍能保持 10.1 s 的安全间

隔，而文献 [1] 和 [2] 算法的数值分别降至 4.5 s 和 4.3 s，明显低于 8 s 的安全阈值。这一结果与第 3 节所述的分层协同规划机制相吻合。相比之下，文献 [1] 算法由于计算复杂度高、响应延迟大，难以在高速动态环境中保持足够的避障裕度；文献 [2] 算法则容易陷入局部最优，导致其在障碍物速度升高时规划能力显著下降。表 2 数据客观表明，本文算法在提升无人机集群应对高速动态障碍物时的安全性、响应能力和整体可靠性方面具有明显优势。

表 2 时间碰撞安全度对比结果

标号	移动速度 /($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	时间碰撞安全度 /s		
		本文算法	文献 [1] 算法	文献 [2] 算法
1	2	12.4	9.2	8.9
2	4	12.0	8.6	8.3
3	6	11.7	8.0	7.5
4	8	11.2	7.2	7.0
5	10	10.8	6.5	6.3
6	12	10.7	5.8	5.6
7	14	10.4	5.2	5.0
8	16	10.1	4.5	4.3

5 结语

本文对低空无人机集群在复杂动态环境下协同避障路径规划问题进行了深入分析，提出了基于边缘计算的分层协同规划算法。通过建立无人机集群运动学模型，梳理三维空间中的动力学及协同约束，为集群路径规划算法奠定了数学基础。结合“端-边”协同感知架构，用 5G NR 链路将多源传感器数据高效、可靠地融合，得到高精度、低延迟的全局动态障碍地图。同时，在路径规划部分设计了边缘服务器与无人机终端协同的分层框架，边缘侧使用改进 A* 算法进行全局粗粒度路径规划，终端侧用极光优化算法（PLO）实现局部实时避障及多机协同控制，从而保证了全局路径最优性和局部动态响应的需求，解决了传统方法在计算效率、实时性、避障成功率等方面存在的不足。

实验结果表明，本文所提出的算法在高密度静态及动态障碍物环境下避障性能良好，时间碰撞安全度高，且在高速动态障碍物场合具有较好的安全裕度，验证了本文提出算法的有效性 & 鲁棒性。

今后有关该算法的研究将从优化算法结构入手，提高其对极端环境、多任务情况的适应能力，进而推进低空无人机集群的规模化应用。

参考文献：

[1] 李继广,董彦非,刘天栋,等.基于 MPC 方法无人机避障路径规划研究[J].火力与指挥控制,2023,48(3):78-83.

[2] 罗毅,陈新洲.融合改进 Bi-RRT 和 DWA 算法的无人机动态路径规划[J].电光与控制,2024,31(5):77-82.

[3] 刘斌,兰莹,黄文焘,等.融合动态窗口法的无人机动态路径规划算法[J].系统仿真学报,2024,36(8):1843-1853.

[4] 廖红兵,况松陵,李扬帆,等.复杂场景下基于深度学习与多传感器融合的无人机配网巡检智能避障技术[J].测绘通报,2025(1):22-28.

[5] 田小壮,李松,付国萍,等.时间最优的无人机巡检避障路径规划[J].计算机与现代化,2023(3):43-47.

[6] 高九州,张焯.基于改进 A* 算法的无人机三维空间避障路径规划[J].计算机测量与控制,2023,31(12):203-209.

[7] 高九州,徐威峰.基于改进 A* 算法的无人机自主避障路径规划[J].技术与市场,2024,31(1):38-43.

[8] 胡锦标,李加琛,张智杰,等.基于多目标粒子群算法的城市无人机路径规划[J].航空计算技术,2024,54(5):38-42.

[9] 赵太飞,容开新,王一琼,等.改进蝙蝠算法的紫外光引导无人机路径规划[J].激光技术,2023,47(5):678-685.

[10] 付俊杰,林潇坤,温广辉.基于高阶控制障碍函数的多固定翼无人机鲁棒避障安全编队跟踪控制[J].机器人,2025,47(1):85-98.

【作者简介】

吴颖（1987—），女，河南南阳人，硕士，副教授，研究方向：物联网、大数据、人工智能。

张磊（1985—），男，河南新乡人，硕士，高级工程师，研究方向：人工智能、工业物联网、电子信息技术。

（收稿日期：2025-09-09 修回日期：2026-04-15）