



综述

面向低空经济应用场景的无人机路径规划技术研究综述

王尔申^{1,2}, 张圣隆³, 郭婧⁴, 徐嵩¹, 许玉斌⁴, 曲萍萍¹, 李威⁵

(1. 沈阳航空航天大学电子信息工程学院, 辽宁 沈阳 110136;

2. 沈阳航空航天大学民用航空学院, 辽宁 沈阳 110136;

3. 沈阳航空航天大学人工智能学院, 辽宁 沈阳 110136;

4. 中国民航科学技术研究院, 北京 100028;

5. 蜂巢航宇科技(北京)有限公司, 北京 100160)

摘要: 随着低空经济的快速发展, 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)作为重要运载体, 其路径规划技术在飞行安全保障与任务效率提升中发挥关键作用。基于低空空域划分、典型应用场景与任务需求, 将无人机路径规划策略分为全局、局部与混合3类, 系统梳理分析其技术特征与任务适应性, 并从计算复杂度和环境动态性角度进行对比评估。进一步, 综述路径规划技术的演进过程与关键机制(如协同避障与在线优化), 结合多源感知与通信协同的发展需求, 总结该领域的未来发展方向与面临的挑战, 旨在为低空经济应用场景下无人机飞行安全提供理论支撑与方法参考。

关键词: 低空经济; 无人机; 路径规划; 飞行安全

中图分类号: TP393; TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025215

A review of unmanned aerial vehicle path planning technology for low-altitude economic application scenarios

WANG Ershen^{1,2}, ZHANG Shenglong³, GUO Jing⁴, XU Song¹, XU Yubin⁴, QU Pingping¹, LI Wei⁵

1. School of Electronic Information, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China

2. School of Civil Aviation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China

3. School of Artificial Intelligence, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China

4. China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China

5. Honeycomb Aerospace Technologies(Beijing), Co.,Ltd., Beijing 100160, China

Abstract: With the rapid development of the low-altitude economy, unmanned aerial vehicle (UAV), as important car-

收稿日期: 2025-05-27; 修回日期: 2025-09-04

通信作者: 郭婧, guoj@mail.castc.org.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62173237); 航空科学基金资助项目(No.20240055054001); 辽宁省教育厅面上项目(No.310125011); 辽宁省应用基础研究项目(No.2025JH2/101300011)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.62173237), The Aeronautical Science Foundation(No.20240055054001), The General Project of the Education Department of Liaoning Province(No.310125011), The Applied Basic Research Program of Liaoning Province(No.2025JH2/101300011)



riers, have seen their path planning technology play a key role in ensuring flight safety and improving mission efficiency. Based on low-altitude airspace structure, typical application scenarios, and mission requirements, UAV path planning strategies were divided into three categories: global, local, and hybrid. Their technical characteristics and mission adaptability were systematically reviewed and analyzed, while a comparative evaluation was conducted from the perspectives of computational complexity and environmental dynamics. Furthermore, the evolutionary process and key mechanisms (such as collaborative obstacle avoidance and online optimization) of path planning technologies were summarized. In light of the development needs of multi-source perception and communication coordination, future research directions and challenges in this field were identified, aiming to provide theoretical support and methodological references for enhancing UAVs flight safety in low-altitude economic applications.

Key words: low-altitude economy, UAV, path planning, flight safety

0 引言

近年来,随着通用航空和无人驾驶航空器技术的持续突破,我国低空空域的管理模式不断优化,低空经济作为战略性新兴产业的重要组成部分,正迎来重要发展机遇。低空经济通常指在真高1 000 m以下空域中,以有人/无人航空器为主要运行平台,围绕物流运输、农林作业、巡检监测等多种应用场景形成的新型经济形态^[1-2]。2021年起,低空经济被纳入《国家综合立体交通网规划纲要》《“十四五”交通发展规划》等政策体系,国家发布《无人驾驶航空器飞行管理暂行条例》等规范性文件,推动相关产业链加速形成与拓展^[2]。2024年,全国两会首次将“低空经济”写入政府工作报告,凸显其重要地位。低空经济的快速发展带动了飞行器制造、运营服务及保障设施等产业链协同拓展,正成为我国经济增长的新引擎。据统计,2023年我国低空经济市场规模已达到5 059.5亿元,增速达33.8%。截至2024年,全国已有29个省(区、市)将低空经济纳入政府工作报告,产业主体数量持续增长。2025年,市场规模达到1.5万亿元,2035年有望达到3.5万亿元。低空经济展现出良好的增长潜力与发展前景^[3]。

作为低空经济的关键运行载体,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)得到了广泛应用。

面对低空空域地形复杂、环境多变、空域资源有限及飞行任务实时性强等特征,无人机路径规划不再是静态航线调度,而是融合动态决策与智能响应的复杂过程^[4]。因此,在多任务目标与动态空域耦合的背景下,设计兼具计算效率、路径最优性与安全鲁棒性的路径规划算法,已成为推动低空经济系统化与智能化发展的关键。尽管路径规划算法已取得诸多进展,涵盖图搜索、人工势场(artificial potential field, APF)及深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)等方法,并实现了一定程度的扩展应用,但相关研究多聚焦于算法原理与结构,缺乏对各类方法在低空经济具体场景下的适应性与性能差异的系统评估^[4-5]。对此,本文围绕低空经济任务需求,梳理无人机路径规划关键技术的发展脉络与方法特征,结合文献与典型应用,系统分析当前研究的共性问题,探讨技术演化趋势与应用挑战。本文的内容结构及逻辑示意图如图1所示。

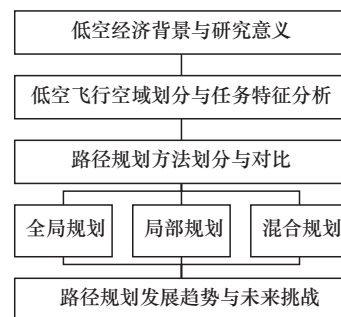


图1 文章内容结构及逻辑示意图

1 低空场景下无人机飞行任务特征与需求

1.1 低空经济运行环境与平台特性

我国现行低空空域划分体系基本遵循垂直层级管理框架，根据2023年发布的《国家空域基础分类方法》，空域被分为A、B、C、D、E、G、W 7类，而B、C、D、E、G、W 6类构成低空空域^[6]。其中，G类和W类为空管干预较少的非管制空域，是低空经济活动的主要承载区域。在B、C类空域以外真高300 m以下（W空域除外），G类空域常用于城市巡检、环境监测与灾害评估等任务。G类空域内、真高120 m以下的部分空域，即W类空域，主要支持物流配送、交通监测等广域低空作业。真高300 m以上空域依据空管服务模式划为D类或E类，适用于航程较远、载荷较重的飞行任务，如跨区物流、工业巡检与航拍等。随着国家低空空域管理体系的逐步完善，各地尝试构建更具任务适配性与运行效率的新型建模方式，如基于网格、走廊或节点图的结构化空域模型^[2]。

除空域因素外，平台异构性也是无人机路径规划系统设计的关键考量。多旋翼无人机具有悬停与高机动能力，适用于高密度环境中的局部避障与轨迹优化；固定翼无人机航程长、速度快，但受转向半径等限制，其路径规划需结合飞行动力学与路径平滑控制；电动垂直起降飞行器（electric vertical take-off and landing, eVTOL）等新型飞行器兼具垂直起降与巡航模

式，其路径设计通常涉及分阶段建模与任务段切换机制^[7]。

在多任务、多平台协同的运行场景中，无人机路径规划系统需具备策略的动态适配与自适应融合能力，以实现任务分配与空域资源的协调^[1]。从“空域结构-平台特性-任务需求”三元融合角度构建智能调度模型，推动无人机路径规划系统在异构条件下实现通用部署与任务定制化优化。面向低空经济的应用，不同空域类型对平台性能与规划系统提出了差异化的技术要求。低空智联网的推进同样对系统的实时性与协同调度能力提出更高要求^[8]。低空空域类型与平台适应性对比见表1。

1.2 低空经济背景下的无人机应用与规划需求

基于低空空域划设规则与平台特性，低空经济呈现多样化任务需求。不同空域类型、平台能力与任务目标间的差异性，推动无人机路径规划系统在策略设计、实时性与环境适应性等方面持续演进。当前，无人机广泛应用于城市末端配送、农林作业、灾害响应与电力巡检等典型场景，任务具有飞行频次高、空间分布广与作业多变等特征，运行空域覆盖城市建筑区、山地林区及低空飞行走廊（含专用低空通道/管道）。空域结构差异对路径规划系统提出了显著差异化的技术要求。

无人机在低空经济中的应用如图2所示，其展示了低空经济典型任务场景所涉及的空域类型及其对路径规划能力的差异化需求。在城市核心

表1 低空空域类型与平台适应性对比

空域类型	典型任务类型	平台特性要求	规划需求侧重点	动态环境特征
G类空域 (低空非管制)	城市基础设施巡检、环境监测、灾后评估	具备良好悬停与机动性 (多旋翼无人机等)	局部避障与实时航迹调整，路径平滑性适中	障碍密集、环境动态性高
W类空域 (特定用途空域)	物流投送、农林作业、交通监测	航程能力优先(中大型固定、多旋翼无人机等)	航迹全局性与能耗优化，适度支持动态避障	空间开阔、环境变化中等
D/E类空域 (半管制空域)	跨区域物流航线、大范围巡检、航拍任务	航迹稳定性要求高(大型固定翼无人机等)	全局路径最优性与飞行稳定性	环境稳定，动态性低
B/C类空域 (民航/通航机场空域)	无人机一般禁飞，偶有特批任务	通用航空/有人机为主(无人机仅限特批)	全局航迹受控，规划需考虑空域安全规则	高安全性、可预测性要求



区域, 空域结构复杂、建筑密集, 且全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 信号易受遮挡, 路径规划系统需具备高精度建图、平滑轨迹与动态避障能力, 优化飞行时间与能耗效率; 在农田、山地等非结构化环境中, 受限于地图资源, 系统需依赖感知驱动实现自适应路径决策, 应对低精度地图或空域开放带来的规避与可行性挑战。此外, 低空飞行任务还需遵循空域划设、禁飞区避让、飞行高度与路径宽度等监管要求, 对路径规划系统的合规性与安全保障能力提出更高要求。

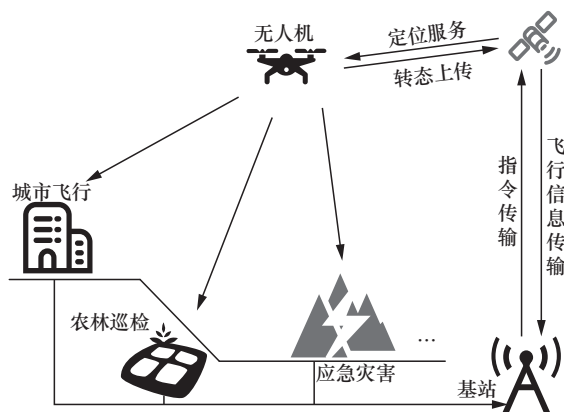


图2 无人机在低空经济中的应用

在任务执行过程中, 系统常面临时间跨度长、环境变化大等挑战, 难以依靠单一策略完成飞行控制^[9]。实际运行中, 规划系统通常需要在任务前提供全局引导, 飞行中动态感知并调整局部轨迹, 实现路径稳定与应变能力的统一。运行空域、环境信息可用性与响应时效性等因素直接影响系统的结构与功能设计, 并为路径规划策略的类型划分提供任务基础与应用背景。

1.3 路径规划策略与任务适配

根据任务空间尺度、感知信息的可用性、规划频次及环境动态变化的程度, 低空经济中的 UAV 路径规划策略可分为全局路径规划、局部路径规划与混合路径规划 3 类。这 3 类策略在信息依赖程度、规划目标侧重、能效要求与任务适配

性等方面存在显著差异, 这些差异构成了路径规划系统架构设计与算法选择的重要依据^[10]。

全局路径规划主要应用于任务前及飞行初期。该方法基于已知环境信息与运行约束条件, 生成全局最优航迹, 注重路径的整体性能与能效经济性。规划过程中, 该方法需要考虑空域划设、任务优先级、多目标覆盖与路径可视性等因素, 这在飞行时间长、能源补给受限的任务中尤为重要。此外, 规划算法除了追求路径最优外, 还需要控制飞行高度变化频率与速度波动, 以降低能耗。在城市三维高密度空域中, 全局路径规划还需要具备动态管控区识别与高精度建图能力。

局部路径规划侧重飞行过程中的自主响应与避障能力, 主要用于应对突发障碍物、环境扰动等情境, 常见于灾害现场飞行、动态目标跟踪等任务。该方法依赖高频环境建图, 具有实时性强、路径更新快与适应性强等特征, 且需要实现感知不确定性与计算负载之间的平衡。

混合路径规划兼具全局引导与局部动态修正能力, 适用于任务阶段多、环境变化快的场景。系统在任务初期完成全局路径设计, 飞行过程中根据感知反馈实时调整局部轨迹, 实现全局引导与局部响应的有机统一。该模式正成为低空飞行任务的主流架构。

低空经济中的 UAV 路径规划任务目标及任务适应性见表 2。

1.4 路径规划算法的部署适应性

无人机在构型、载荷、算力与任务目标等方面存在显著差异, 不同路径规划方法在具体平台上的部署也表现出较强的适配性差异。为实现低空任务的高效、安全与稳定运行, 路径规划方法的实现需综合考量算法复杂度、感知能力与通信链路等因素, 并结合全局路径规划、局部路径规划与混合路径规划策略的特性, 开展针对性的部署设计。

表2 低空经济中 UAV 路径规划策略及任务适应性

路径规划策略	规划目标	信息更新频率	任务适应性	动态环境响应能力
全局路径规划	生成全局最优或次优航迹，满足整体任务约束	低，需全局重规划	适用于静态或半静态场景	较弱，适用于环境变化缓慢场景
局部路径规划	动态避障与局部航迹调整，保证即时安全性	高，需高频感知反馈	适用于动态环境、非结构化任务	强，实时适应动态障碍物和环境变化
混合路径规划	平衡全局航迹最优性与局部动态避障，保障任务完成的连续性与安全性	中高频率，需全局与局部信息融合	适用于复杂空域、多目标任务场景	强，支持动态环境连续航迹优化

全局路径规划方法主要应用于航迹生成与任务前期路径设计，典型算法包括图搜索类、采样类以及智能优化类算法。图搜索类与采样类方法整体计算复杂度较低，适合算力有限的平台在静态环境与结构化的图任务中实现高效路径生成^[11]。智能优化算法具备较强的全局搜索能力和多目标优化能力，计算复杂度较高，部署更依赖高性能边缘计算设备或地面协同平台，适用于复杂空域或跨区域路径规划任务。

局部路径规划方法强调对动态环境变化的实时响应，常见算法包括动态窗口法（dynamic window approach, DWA）、人工势场法与模型预测控制（model predictive control, MPC）等。该类方法依赖高频感知输入与短时预测信息，能够对飞行状态和环境变化进行实时评估与动态调整。由于计算复杂度较低，且响应速度快，局部路径规划方法适合在算力较高的平台实现快速避障^[12]。

混合路径规划方法融合了全局路径引导与局部动态调整，兼顾航迹的整体最优性与对环境的动态适应性。该方法需同时处理全局规划生成和局部轨迹的实时优化，因此，通常具有较高的计算复杂度。在实际部署时，可通过模型压缩与计算优化等手段，提升系统实时推理效率，以满足

实时性需求^[13]。

路径规划算法部署适应性见表3。

2 全局路径规划方法

在低空经济场景中，无人机常用于执行城市末端配送、农田喷洒与空中巡检等覆盖广、任务长的任务。这类任务对路径规划提出较高要求：需保证路径的整体性与飞行效率，并同时满足空域划设、合规性与能源约束等要求。因此，无人机路径规划系统需要在任务开始前生成全局最优或次优路径，以此作为飞行的基础骨架，为后续航线执行提供有效引导。低空经济场景下全局规划任务示意图如图3所示。

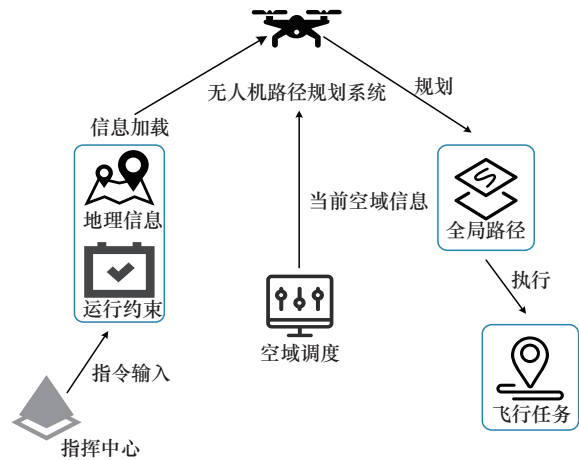


图3 低空经济场景下全局规划任务示意图

表3 路径规划算法部署适应性

路径规划策略	算法部署复杂度	计算资源依赖	适用平台特征
全局规划方法	图搜索类与采样类：较低； 智能优化类：较高	图搜索类与采样类：中等； 智能优化类：高	适配算力有限的平台
局部规划方法	较低	中等	具备高频感知与控制能力的平台
混合规划方法	较高	高	具备多线程处理模块的平台



2.1 经典规划算法

2.1.1 Dijkstra 算法

Dijkstra 算法是路径规划领域中最具代表性的图搜索方法之一，由 Edsger W. Dijkstra 于 1959 年提出，是求解单源最短路径的经典算法之一^[14]。其基本原理是在已知的静态图环境中，从起点开始逐步扩展路径总代价最小的节点，直至到达目标点或遍历完所有可达节点。

在算法执行过程中，节点记录路径代价估计值，表示起点到该节点的当前最优路径长度。每次扩展一个节点 u 后，遍历其所有邻接节点 v ，若从 u 经过某条边 (u, v) 到达 v 所需代价小于当前扩展节点的代价估计值 $d[v]$ ，则进行更新：

$$d[v] \leftarrow d[u] + \omega(u, v) \quad (1)$$

其中， $\omega(u, v)$ 表示节点 u 到 v 的边权重，代表路径代价。

Dijkstra 算法具备良好的路径最优性与搜索稳定性，适用于地图完备、结构规则的静态场景，常用于城市物流与农林作业的预规划。受限于缺乏启发式引导，该算法在高维空间中难以适应动态环境的实时重构需求，且时间复杂度高（算法运行时间随图中顶点数量呈次方增长），对算力依赖较大、效率较低。为克服这些限制，研究者对 Dijkstra 算法进行了多方面改进。Wang^[15] 提出基于高维对齐矩阵的并行 Dijkstra 方法，在真实环境数据集下，任务完成时间较传统算法缩短约 30%。Zainab 等^[16] 融合 Dijkstra 算法与蚁群优化算法，构建“全局—局部协同”的混合路径规划模型，在大空间高智能体场景下，该模型的性能较基准算法提升约 30%。

2.1.2 A* 算法

A* 算法是 P. Hart 等^[17] 于 1968 年提出的一种基于图搜索的启发式路径规划算法。它在 Dijkstra 算法的基础上引入了评价函数：

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2)$$

其中， $g(n)$ 表示起点至当前节点 n 的路径代价； $h(n)$ 是当前节点至目标节点的启发式函数。

通过计算已知路径长度与预测距离，A* 算法在保持路径最优性的同时，减少了不必要的节点扩展，搜索效率得到显著提高。

A* 算法因路径光滑、收敛快、实现简便，广泛用于结构化、静态或弱动态环境下的全局路径规划，如城市物流与农林作业航迹生成等典型低空应用任务。然而，在动态性强或障碍密集空域中，其对启发函数依赖高、扩展节点多，难以满足实时避障与频繁重规划需求。在大规模状态空间中存在冗余扩展，整体时间复杂度处于中等水平（搜索时间随边数量线性增长）。张洪海等^[18] 基于栅格地图提出的改进 A* 算法，用于城市物流无人机的航线优化，在仿真实验中，该算法在多使用 0.6 s 的条件下，减少了 80 m 飞行距离，增强了路径可行性，并提高了飞行效率。谢华等^[19] 在多机任务背景下，引入 JPS (jump point search) 改进算法，实验中用不足 10% 的路径长度增加，减少了 50% 的较高风险节点，优化了无人机集群在城市环境下的冲突规避与调度效率。

2.1.3 快速扩展随机树算法

快速扩展随机树 (rapidly exploring random tree, RRT) 算法是一种经典的基于采样的路径规划方法，由 Steven M. LaValle^[20] 于 1998 年提出。该算法旨在通过构建从起点出发的随机树结构，快速覆盖复杂的高维空间，寻找从起点到目标点的无碰撞路径。

在每次迭代中，RRT 算法首先在自由空间 C_{free} 中生成一个随机点 $q_{\text{rand}} \sim \text{Uniform}(C_{\text{free}})$ 。随后从已有路径树 T 中找到与欧氏距离最近的节点 q_{near} ，并以步长 ε 沿该方向扩展生成新节点：

$$q_{\text{near}} = \arg \min_{q \in T} \|q_{\text{rand}} - q\| \quad (3)$$

$$q_{\text{new}} = q_{\text{near}} + \varepsilon \cdot \frac{q_{\text{rand}} - q_{\text{near}}}{\|q_{\text{rand}} - q_{\text{near}}\|} \quad (4)$$

RRT算法扩展效率高、实现简便，不需要依赖网格建模，适用于障碍密集、结构不规则的复杂空域。不过，其路径不光滑、转折频繁，且整体时间复杂度较高（执行时间随采样节点数量线性增长），缺乏最优性与可重复性，这些不足限制了RRT算法在高精度路径规划中的应用。张海阔^[21]引入了基于人工势场法引导的RRT*算法，改善了传统算法在航迹规划中存在的收敛慢、路径代价高等问题。在3 000次迭代实验中，改善成功率提高了48.77%，平均代价降低了6%。Yang等^[22]提出结合蚁群优化算法与RRT的改进模型，在实验中，相较于基准的蚁群算法和RRT算法，改进模型的路径分别缩短了14.4%和16.1%，且降低了路径弯曲度与穿越时间。

2.2 智能优化算法

2.2.1 遗传算法

遗传算法（genetic algorithm, GA）最早由J. Holland^[23]于1975年提出，核心思想来源于自然选择与遗传机制。GA通过模拟“适者生存”的进化过程，在解空间中逐步演化出最优路径。GA将飞行路径编码为染色体个体 X_i 组成的初始种群 P ，选择适应度高的个体进行繁殖，通过交叉（crossover）与变异（mutation）操作产生新一代种群。适应度函数通常根据路径长度 $L(X_i)$ 、碰撞代价 $C(X_i)$ 、能耗 $E(X_i)$ 等多因素构建：

$$f(X_i) = \alpha \cdot L(X_i) + \beta \cdot C(X_i) + \gamma \cdot E(X_i) \quad (5)$$

其中， α 、 β 、 γ 表示自行设置的权重系数。经过若干次迭代后，算法可收敛至满足条件的最优或次优路径解。

遗传算法具有良好的全局搜索能力，适用于低空路径规划中的高维搜索与多目标优化任务。然而，该算法也存在易陷入局部最优、参数依赖性强等问题，导致其在动态环境下的实时性较差。同时，遗传算法的时间复杂度随种群规模与迭代次数线性增长，计算开销大，进一步限制了

其在实时路径规划中的应用。杨小鹏等^[24]提出一种基于遗传算法的无人机三维SAR航迹规划方法，在仿真实验中，飞行效率最高提升66.7%。Pehlivanoglu等^[25]将蚁群算法、Voronoi图与聚类方法集成进遗传算法以增强种群多样性与初始覆盖性，实验表明，改进算法所需评估次数可减少至70%，取得了更快的收敛。

2.2.2 粒子群优化算法

粒子群优化（particle swarm optimization, PSO）算法由Kennedy等^[26]于1995年首次提出，灵感来源于鸟群觅食等自然群体行为的协同机制。该算法通过模拟群体智能行为，驱使“粒子”在搜索空间中根据个体经验和群体最优解不断调整位置与速度，以实现最优解的逼近。在路径规划任务中，每个粒子表示一条候选路径，其在搜索空间中的位置 $x_i(t)$ 和速度 $v_i(t)$ 依据以下表达式迭代更新：

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 (p_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (g - x_i(t)) \quad (6)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (7)$$

其中， ω 表示惯性权重； c_1 、 c_2 表示学习因子，用于平衡粒子对自身经验与群体经验的依赖程度； r_1 、 r_2 为服从[0,1]均匀分布的随机数； p_i 表示个体最优路径； g 表示全局最优路径。

PSO算法在城市配送、区域覆盖、复杂环境避障等低空场景中表现出良好的全局寻优与路径质量控制能力，但也存在收敛速度慢、易陷入局部最优、对参数敏感等不足。其算法复杂度随粒子数量和迭代次数线性增长，计算复杂度中等，适用于对路径精度要求高、实时性要求相对宽松的任务。王飞^[27]采用栅格法进行建模并引入Singer映射，优化粒子初始分布和更新机制，在多约束物流路径规划中，相较基准算法，改进算法的性能提升达44.5%。杨清平等^[28]构建三维超低空城市环境下的双层路径规划模型，分别采用



遗传算法与PSO算法规划全局与局部路径,路径代价较基础PSO算法降低65%,提升了无人机编队飞行中的规划效率与协同性能。

2.2.3 蚁群优化算法

蚁群优化 (ant colony optimization, ACO) 算法由 Marco Dorigo^[29]于1992年提出,受蚂蚁通过信息素释放与感知协同觅食行为启发而设计。该算法通过模拟“人工蚂蚁”在解空间中搜索路径,依据信息素浓度与启发函数选择下一节点,并通过信息素更新实现正反馈,引导搜索收敛至最优路径。

在路径规划中,“人工蚂蚁”从起点出发,基于信息素浓度和启发式信息的概率选择规则,逐步构建一条从起点到终点的完整路径。其从节点*i*到*j*的选择概率为:

$$P_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{k \in A} \{[\tau_{ik}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}]^\beta\}} \quad (8)$$

其中, $\tau_{ij}(t)$ 表示路径(*i,j*)上信息素的浓度; η_{ij} 为启发函数,表示路径的“吸引力”; α 、 β 表示调节信息素和启发函数影响权重的参数; $\sum_{k \in A}$ 表示未被访问的可行节点集合; $\tau_{ik}(t)$ 与 η_{ik} 表示分别从*i*到候选节点*k*的信息素浓度与启发值。

当所有“人工蚂蚁”完成路径构建后,系统将根据信息素更新规则。该规则会持续强化优质路径、淘汰劣质路径:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_k \Delta\tau_{ij}^k \quad (9)$$

其中, ρ 表示信息素挥发因子; $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第*k*只蚂蚁在路径(*i,j*)上的信息素增量。

ACO算法具有较强的鲁棒性与自适应性,适用于山区巡检、应急调度与末端投送等复杂低空任务。传统ACO算法在搜索初期易陷入盲目探索,且参数调节敏感、收敛速度较慢、计算复杂度偏高(复杂度随蚂蚁数量与迭代次数线性增长)。唐立等^[30]基于泰森多边形构建山区环境模型,设计引入路径安全性约束的改进型ACO算

法,路径较传统方法缩短10%~15%,提升收敛速度。蒋丽等^[31]构建卡车—无人机协同优化模型,通过改进ACO算法,降低了运输成本并提升调度效率。近年来,ACO算法逐渐与GA、PSO等算法融合,以提升收敛精度与搜索效率。

2.3 学习驱动的全局路径规划方法

随着低空空域的复杂化,无人机路径规划面临动态障碍规避、高维状态感知与策略泛化等挑战,传统方法在应对不确定环境与多源信息时表现出响应滞后与适应性不足的问题。近年来,具备端到端建模与特征提取能力的学习驱动方法在环境理解与策略优化中展现出优势,成为路径规划的重要发展方向^[32]。

当前研究主要聚焦于强化学习 (reinforcement learning, RL) 与深度强化学习两类方法。RL通过智能体与环境持续交互,根据奖励反馈不断优化策略。路径规划任务可建模为马尔可夫决策过程 (Markov decision process, MDP),无人机作为智能体在状态空间中与环境交互,学习从起点到目标的最优动作序列。随着路径状态维度、感知数据与计算复杂度的增加(训练阶段随训练样本数量与网络参数量增长),传统表格型Q函数难以应对此类复杂场景。丁兵兵等^[33]将Q-learning与算术优化方法结合用于三维航迹规划,实验表明,改进方法在路径精度与收敛效率方面较其他改进算法提升7%~30%。赵慧敏等^[34]则融合Q-learning、SARSA与GA,使路径长度较常规策略减少27.91%,能耗显著降低。

DRL通过引入神经网络对Q函数建模,以DQN (deep Q-network) 等结构实现高维状态下的策略学习与泛化控制,广泛应用于环境感知、自主避障等任务。Tu等^[35]在水产养殖路径优化中采用DQN网络降低能耗,在AirSim仿真模拟中,改进后的算法可以减少50%的计算时间和30%的路径长度。Xu等^[36]基于电荷引力机制优化路径生成,收敛速度较传统模型提升最高达68%。

表4 全局规划算法优劣势及其适用任务场景

算法类型	优势	局限性	适用空域类型	典型适用任务场景
图搜索算法	路径全局最优、结构稳定、适合网格建图	对动态环境适应性差、计算复杂度随规模上升	D/E类空域	航拍任务、城市配送
采样类方法	空间扩展性强、适用于高维与未知环境	路径不光滑、结果不稳定、可重复性弱	W类空域	地形勘探、灾害应急、林区路径探索
智能优化算法	全局搜索能力强、可处理多目标与复杂约束	收敛速度慢、对参数依赖强、调节复杂	G/W类空域	区域覆盖任务、农业巡检、能源调度飞行
深度学习方法	自适应强、可处理高维感知输入、具备策略泛化性	训练代价高、在线推理耗时、可解释性弱	G/W类空域	多机编队、智能路径重构

2.4 全局规划算法对比

当前无人机全局路径规划已形成以图搜索、采样、智能优化与深度学习为核心的多元技术体系。各类方法在求解效率、环境适应性、路径光滑度与策略泛化能力方面展现出差异化优势，可适配于低空经济场景下的多样化飞行任务。对上述典型全局路径规划方法的优劣势及其适用任务场景进行了总结，具体见表4。

3 局部路径规划方法

在低空经济环境中，无人机任务常面临高密度空域、临时障碍频发与感知信息受限等挑战，尤其在城市楼宇通道、山区、林区等非结构化空域中，基于先验信息的预规划路径难以应对飞行过程中的动态环境变化。局部路径规划技术通过对飞行轨迹进行实时感知与轨迹动态修正，保障了任务的连续性与飞行安全，是提升无人机系统智能水平与自主决策能力的关键技术。低空场景下无人机局部路径规划任务示意图如图4所示。

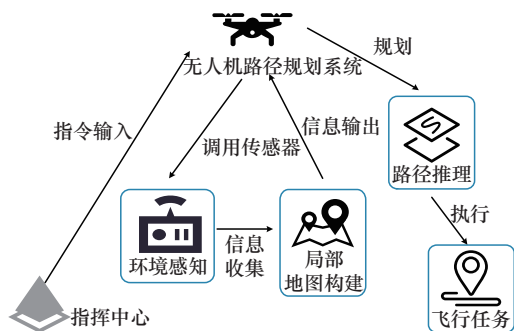


图4 低空场景下无人机局部路径规划任务示意图

3.1 感知融合驱动的局部路径规划建模技术

环境感知是实现无人机安全自主飞行的基础，也是局部路径规划的前提。通过获取实时环境信息，无人机可感知障碍物、地形与气象状态，从而实现动态避障、路径修正与任务重构^[37]。当前感知系统主要依赖视觉传感器、毫米波雷达与激光雷达等多源传感器。视觉传感器具备高分辨率与语义理解能力，适用于目标识别与边界提取；毫米波雷达与激光雷达则具备更强的测距精度与抗干扰能力，可弥补视觉传感器在复杂气象条件下的感知不足。传感器的多源融合提升了环境建图与障碍识别的鲁棒性，为局部路径规划提供高质量实时建图支持。

为提升环境感知驱动的路径调整能力，研究者提出多种基于传感器融合的规划方法。张春竹等^[38]针对四旋翼无人机提出融合单目视觉深度估计与目标检测的路径规划方法，有效支持轨迹实时调整与局部避障。Enrique等^[39]则提出融合预定义航路点与三维传感数据的实时防撞算法，在建筑环境模拟中，平均路径计算时间为0.018 s。随着飞行任务不确定性增加与多源感知技术的进步，未来研究将聚焦于高精度建图与高鲁棒性融合算法，以满足复杂低空环境对系统响应性与适应性的更高要求。

3.2 局部实时避障算法

3.2.1 动态窗口法

动态窗口法由Fox等^[40]于1997年提出，是一种基于速度空间搜索的路径规划算法。该方法



在有限时间窗口内对可行速度进行采样, 结合加速度约束与目标方向生成轨迹, 再利用评价函数选取最优控制指令, 实现实时避障与路径调整。其过程包括速度采样、轨迹生成与评估3个环节。其中, 轨迹评价函数作为算法的核心部分, 常使用如下形式表示:

$$G(v, \omega) = \alpha \cdot h(v, \omega) + \beta \cdot c(v, \omega) + \gamma \cdot v(v, \omega) \quad (10)$$

其中, v 、 ω 表示线速度与角速度; $h(v, \omega)$ 表示预测终点与目标点之间的距离; $c(v, \omega)$ 表示轨迹与最近障碍物的距离; $v(v, \omega)$ 表示当前轨迹对应的线速度大小; 权重系数 α 、 β 、 γ 根据平衡安全性、目标导向性与动态性能进行调整。

DWA 尽管具备实时性强、部署简单、计算复杂度低 (随速度采样数与预测轨迹点数线性增长) 等优点, 但在障碍密集的城市空域中易陷入局部最优, 且对感知精度与更新频率依赖较高。刘斌等^[41]引入椭圆切线图与自适应参数, 设计融合型 DWA 算法, 在模拟飞行中时间优化最高达 67%。He 等^[42]提出双层优化策略, 使路径长度与寻路时间较基准算法分别下降 24.3% 和 18.4%, 实现动态环境中的高效路径生成。

3.2.2 人工势场法

人工势场法由 Oussama Khatib^[43]于 1985 年提出, 是一种基于虚拟力场模型的局部路径规划方法。该方法通过为目标点施加吸引力、为障碍物施加斥力, 叠加形成势场, 引导无人机沿合力方向运动, 实现避障与路径引导。其中引力函数与斥力函数的计算表达式如下:

$$F_{\text{att}}(q) = k_{\text{att}}(q - q_{\text{goal}}) \quad (11)$$

$$F_{\text{rep}}(q) = \begin{cases} k_{\text{rep}} \left(\frac{1}{d(q)} - \frac{1}{d_0} \right) \cdot \frac{1}{d(q)^2} \cdot \frac{q - q_{\text{obs}}}{\|q - q_{\text{obs}}\|}, & d(q) \leq d_0 \\ 0, & d(q) > d_0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $F_{\text{att}}(q)$ 为引力; $F_{\text{rep}}(q)$ 为斥力; q 为当前无

人机位置; q_{goal} 、 q_{obs} 分别为目标与障碍物位置; $d(q)$ 为无人机与障碍物的距离; d_0 为斥力生效阈值; k_{att} 、 k_{rep} 为引力和斥力系数。

无人机的最终路径方向由合力决定, 其表达式如下:

$$F_{\text{total}}(q) = F_{\text{att}}(q) + F_{\text{rep}}(q) \quad (13)$$

人工势场法结构简单、计算复杂度 ($O(n)$) 低, 适用于低空调度、应急投送等障碍密集场景下的实时避障任务。然而, 该方法易产生路径震荡、陷入局部极值或在目标点附近由斥力导致目标不可达等问题, 这些不足限制了其在复杂环境中的可靠性与应用稳定性。郭一聪等^[44]通过构建相对距离势场函数, 引入启发式目标与记忆性合力机制, 有效缓解了局部最小问题。为提升 APF 法的全局路径可行性, 刘光才等^[45]将 APF 法与 A* 算法融合, 提出面向城市低空物流的多约束路径规划方法, 该方法在规划时间上较基础 APF 法和改进 A* 算法分别减少 96.2% 和 63.9%, 能耗减少 6.7% 和 10.5%, 空中与地面碰撞风险分别降低 45.3% 和 28.1%, 提升了城市多无人机协同任务中的路径效率与飞行安全性。

3.2.3 速度障碍算法

速度障碍 (velocity obstacles, VO) 算法由 Fiorini 和 Shiller 于 1998 年提出, 是一种基于速度空间的动态避障方法^[46]。该方法将障碍物的运动状态映射至速度空间, 通过构建“碰撞锥”模型判断相对速度下的碰撞可达性, 并在可行速度集中筛选最优解, 实现动态避障控制。

设无人机位置与速度分别为 p_A 、 v_A ; 障碍物位置与速度分别为 p_B 、 v_B 。若相对速度 $v_{\text{rel}} = v_A - v_B$ 落入“速度障碍区域”, $\text{VO}_{A|B}$ 则表示在预测时间窗内存在碰撞风险:

$$\text{VO}_{A|B} = \left\{ v_A \mid \exists t \in [0, T], (p_B + v_B t) - (p_A + v_A t) \in D \right\} \quad (14)$$

其中, D 表示障碍物的安全包围域 (通常是以碰

撞半径为基础构建的圆或椭圆体), T 为预测时间窗口。

系统可基于目标方向、速度稳定性与偏移代价等因素构建综合代价函数,对候选速度进行评分并选择最优。

在工程实践中,研究者对 VO 算法进行了多种扩展与融合,以提升其在低空场景下的适用性。Ribeiro 等^[47]在城市空域中引入基于 VO 算法的速度调控机制,实验表明,其可减少 80% 的飞行冲突。郭华^[48]则提出结合环境感知与局部重规划机制的三维改进 VO 模型,仿真结果显示,飞行解脱耗时占比降低约 20%。此外,VO 算法计算复杂度较低(随邻近动态障碍物数量线性增长),适用于灾后巡检与应急响应等复杂城市低空任务。

3.3 感知驱动的深度学习局部路径规划策略

在动态感知与连续控制需求不断增强的背景下,深度学习已成为无人机局部路径规划的重要支撑。不同于全局规划侧重路径生成的特性,局部路径规划更强调感知-决策耦合、自主响应速度与短时动作最优,适用于避障控制、姿态稳定与非结构化环境导航等任务^[49]。其中,DRL 不仅承担策略学习角色,还可作为路径调节器嵌入控制系统,直接将感知状态映射为舵角、加速度等飞行动作。常见输入包括激光雷达帧、视觉图像与深度图序列,输出为即时局部控制指令^[50]。

针对路径稳定性与能耗控制问题,研究者们提出了多种模型。例如,Zhou 等^[51]基于 TD3

(twin delayed DDPG) 构建局部路径规划方法,仅依赖相机输入训练,在仿真实验中的无障碍与有障碍条件下规划成功率分别达 93% 和 92%。吕超等^[52]提出基于分层深度强化学习的混合路径规划方法,提升了路径自适应能力与飞行安全性。

3.4 局部规划算法对比

在低空经济典型任务中,如城市配送、密集建筑飞行等,无人机面临实时避障、多源感知与复杂动态环境交互等挑战,单一路径规划策略往往难以兼顾实时性、安全性与轨迹质量。局部路径规划方法以高频感知输入为基础,强调即时响应能力,是无人机路径规划系统实现高安全性与高鲁棒性的关键支撑模块。常见局部路径规划算法的优势、局限性及其任务适应性对比见表 5。

4 混合路径规划方法

在复杂多变的低空空域中,无人机路径规划面临感知不确定性增强、平台异构性扩大与任务目标多样化等挑战,单一策略难以在环境适应性、路径可行性与执行效率之间取得有效平衡。因此,混合路径规划方法成为当前研究热点。混合路径规划方法通过集成全局路径引导与局部动态避障策略,实现路径整体性与局部灵活性的统一。

混合路径规划系统通常具有任务分层、算法协同与适配性优化等特征,路径生成过程分为宏观引导与微观控制两个阶段,可实现复杂任务的结构化解耦。常见实现机制包括图搜索、优化控

表 5 局部路径规划算法的优势、局限性及其任务适应性

算法类型	优势	局限性	适用空域类型	典型适用任务场景
DWA	实时性强、计算负担低、路径连续性良好	易陷入局部最优、依赖环境地图质量	G 类空域	城市低空避障、交通巡检、狭窄通道快速响应
APF	模型简洁、响应快、适应性强	存在局部极值与路径震荡问题	G 类空域	障碍密集环境飞行、空中交通节点避让、区域巡逻
VO 算法	动态预测能力强、适合多机交互与高速避障	缺乏路径全局规划能力、细节轨迹控制有限	G 类空域	编队飞行调度、多无人机协同避障、战术机动控制
DRL	感知决策一体、自适应强、适用于复杂环境	训练开销大、推理延迟高、对部署资源要求高	G/W 类空域	森林穿越、自主避障、精准农业作业与未知环境运行



制与学习策略模块的集成,通过模块间的信息交互,提升动态应对能力。面对多平台协同与多场景切换需求,混合路径规划方法展现出了良好的任务泛化与环境适应能力。根据融合策略与交互机制的不同,当前主流方法大致可分为3类:层级式结构融合、反馈优化融合与学习驱动融合^[53]。

(1) 层级式结构融合将全局规划与局部调整划分至不同控制层,常利用A*算法生成静态路径框架,再结合DWA或APF法实现动态避障。例如,方祝平^[54]等设计融合A*与VO的避障算法,引入吸引力函数辅助轨迹回归,仿真实验中搜索时间降低64.5%、节点数减少62.2%。Wu等^[55]将I-RRT*与DWA结合,通过动态加权策略优化路径,平均节点数从506降至167,规划时间由7.49 s降至1.82 s,路径长度缩短6.7%。该方法广泛应用于城市末端配送、低空走廊导航与仓储物流等场景。

(2) 反馈优化融合强调路径与控制的一体化联动,通过MPC或VO算法实现路径生成与轨迹执行的实时协同。不同于层级式结构融合,反馈优化融合更强调路径生成与轨迹跟踪过程的实时联动与反馈一致性。在该类方法中,控制器不仅需要预设路径执行动作输出,还要实时感知环境状态变化,对轨迹进行预测性调整与优化,形成“感知-预测-控制”闭环。在应对动态障碍、突发干扰等场景中,该方法具备更强的稳定性与适应能力,能够有效提升路径执行的连续

性、平滑性与安全裕度^[56]。例如,Oclay等^[57]提出结合MPC与高斯过程预测的动态避障算法,以50 ms周期和2 s预测时域实现轨迹平滑跟踪。Xu等^[58]将MDP意图预测模块与MPC融合,即便在遮挡或目标丢失场景下,该方法亦能保持航迹连续与安全性。反馈优化融合适用于障碍密集、高动态或动力学约束显著的低空飞行环境,如编队导航与三维城市航迹规划任务。

(3) 学习驱动融合结合DRL与结构化路径引导,借助策略网络自适应生成局部动作,以提升对动态障碍、非结构化场景与突发事件的响应能力^[59]。例如,Theile等^[60]提出基于DDQN的路径融合模型,通过压缩全局地图与裁剪局部地图作为输入,在路径覆盖与数据采集任务中规划时间减少25%~40%,该模型具备良好泛化能力。Westheider等^[61]面向多UAV场景设计合作型DRL策略,在通信受限环境下实现快速协同轨迹规划,优于传统非学习方法。该类方法已在城市空中交通、灾害巡检与通信中断恢复等任务中展现出显著优势。

混合路径规划方法的优缺点及适用场景见表6。

5 无人机路径规划技术发展趋势与挑战

5.1 无人机路径规划技术发展趋势

随着低空经济的发展,无人机路径规划正面临更高的任务复杂性与环境动态性,研究重点也

表6 混合路径规划方法的优缺点及适用场景

方法类型	特点	优势	局限性	适用空域类型	典型适用任务场景
层级式结构融合	全局规划与局部调整解耦,模块相互独立	路径整体性强,局部灵活性好,易于工程实现	策略耦合度低,复杂动态环境下局部性能受限	G/W类空域	城市末端配送、低空走廊导航、仓储空中物流
反馈优化融合	轨迹生成与控制动态耦合,模块关联性强	实时性高,路径平滑性优,适应高动态环境	算法复杂度高,对平台算力要求高	G类空域	城市空域动态避障、应急响应、编队飞行
学习驱动融合	策略网络驱动动作选择,局部状态映射全局策略	强环境适应性,策略自进化能力强,支持非结构化场景	训练开销大,在线推理延迟存在	G/W类空域	多目标任务规划、灾后巡检、智能路径重构

从单一算法优化转向系统级智能协同，呈现出任务适应性增强、多平台协同与多源感知驱动动态建图的发展趋势。

在多元任务驱动背景下，系统目标正从路径“最短化”向“最适化”转变。城市空中出行、应急响应与末端配送等任务中，路径规划需兼顾安全性、能效、平台载荷、航线约束与目标偏好等多重约束。在任务自适应建模方面，DRL通过状态—动作—奖励空间构建，实现策略优化与环境泛化。与此同时，融合专家规则与轻量网络的“可控学习系统”正成为提升工程实用性的研究方向^[62]。

随着无人机数量增加与任务密度上升，路径规划面临平台协同与空域调度的双重挑战。集中式调度因通信负载高与反馈延迟限制，难以满足高密度环境需求^[63]。近年来，去中心化路径生成机制受到关注，研究者探索构建多智能体图结构模型，引入博弈避障与资源感知策略来提升协同效率。同时，广播式自动相关监视（automatic dependent surveillance-broadcast, ADS-B）与车联网通信（vehicle-to-everything communication, V2X）集成为路径状态共享与动态调度提供支持^[64-65]。此外，LEO星座辅助的空中接入机制也被用于支持偏远场景下的轨迹生成与数据采集联合优化，有效拓展了路径规划系统的任务适应边界^[66]。相关研究如无人机协同通信、功率优化与资源分配算法^[67-69]等也在不断推进。

在环境感知与建图方面，路径规划系统正由静态建图向多源感知驱动的动态建图演化。传统方法难以实时响应突发障碍与气象变化，限制了系统适应能力。通过融合视觉传感器、毫米波雷达、GNSS-RTK与IMU等异构传感器，可构建实时更新的局部环境模型，实现快速避障与路径重构^[39]。同时，感知与状态估计的紧耦合机制增强了系统在信号丢失或定位不确定场景下的鲁棒性^[70]。总体来看，无人机路径规划技术正由单一

算法优化，逐步迈向感知、通信与任务协同融合的系统化演进路径。

5.2 无人机路径规划技术面临的挑战

当前无人机路径规划技术在多源感知、系统协同、任务驱动与智能策略生成等方面取得了一定的进展，但在复杂环境适应中仍面临一些挑战，具体表现如下。

(1) 环境感知的不确定性与融合难度仍是限制系统响应性与精度的重要因素。多模态传感器丰富了信息源，但时空同步、误差耦合与噪声处理机制仍需深入研究。

(2) 算力受限的问题依然存在。无人机受限于功耗、芯片性能与载荷，难以支持复杂路径规划。轻量部署与边缘计算适配仍需持续探索。

(3) 当前无人机路径规划仍缺乏统一且量化的评估框架。在低空经济多样任务背景下，建立涵盖安全性、能效、响应性与系统稳定性等的综合评估体系，是推动无人机规划技术标准化的重要问题。

6 结束语

随着低空经济的快速发展，无人机在低空产业中的应用场景日益丰富，无人机路径规划技术正朝着智能化、动态化与协同化趋势发展。本文从任务、算法、场景等方面系统梳理了低空经济应用场景中的无人机路径规划技术体系，分类分析了图搜索、采样、智能优化与深度强化学习等主流方法，归纳其技术特征与适用场景，重点探讨了“全局+局部”融合机制在复杂环境下的适配策略。随着新一代信息技术的发展，无人机路径规划技术将向多模融合、场景自适应与策略演化方向演进，融合感知、空域监管与任务约束的智能规划方法将成为空域调度、多机协同与城市低空交通等应用的技术支撑。



参考文献:

- [1] 张洪海, 夷珈, 李姗, 等. 低空空域容量评估研究综述[J]. 交通运输工程学报, 2023, 23(6): 78-93.
ZHANG H H, YI J, LI S, et al. Review on research of low-altitude airspace capacity evaluation[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(6): 78-93.
- [2] 廖小罕, 黄耀欢, 徐晨晨. 面向无人机应用的低空空域资源研究探讨[J]. 地理学报, 2021, 76(11): 2607-2620.
LIAO X H, HUANG Y H, XU C C. Views on the study of low-altitude airspace resources for UAV applications[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(11): 2607-2620.
- [3] JIANG T, GELLER J, NI D H, et al. Unmanned aircraft system traffic management: concept of operation and system architecture[J]. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 2016, 5(3): 123-135.
- [4] 陈谋, 马浩翔, 雍可南, 等. 无人机安全飞行控制综述[J]. 机器人, 2023, 45(3): 345-366.
CHEN M, MA H X, YONG K N, et al. Safety flight control of UAV: a survey[J]. *Robot*, 2023, 45(3): 345-366.
- [5] 潘泉, 郭亚宁, 吕洋, 等. 无人机系统自主安全: 定义、建模与分级[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(8): 1608-1628.
PAN Q, GUO Y N, LYU Y, et al. Autonomous safety and security of UAV systems: definition, modeling, and gradation[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2023, 53(8): 1608-1628.
- [6] 中国民用航空局. 国家空域基础分类方法[EB]. 2023.
Civil Aviation Administration of China. National airspace basic classification method[EB]. 2023.
- [7] 吴盘龙, 黄樊晶, 何山, 等. 无人机系统控制研究综述[J]. 光电与控制, 2024, 31(10): 1-9.
WU P L, HUANG F J, HE S, et al. A review on unmanned aircraft system control[J]. *Electronics Optics & Control*, 2024, 31(10): 1-9.
- [8] 董超, 崔灿, 贾子晔, 等. 面向低空智能网的多维信息统一表征技术综述[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1215-1229.
DONG C, CUI C, JIA Z Y, et al. Survey of unified representation technology of multi-dimensional information for low altitude intelligent network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(5): 1215-1229.
- [9] 薛震, 盛汉霖, 陈欣, 等. 基于剪枝可视性地图的无人机全局规划方法[J]. 航空学报, 2025, 46(10): 336-348.
XUE Z, SHENG H L, CHEN X, et al. Global planning method for UAVs based on pruned visibility map[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, 46(10): 336-348.
- [10] MENG W L, ZHANG X G, ZHOU L Z Y, et al. Advances in UAV path planning: a comprehensive review of methods, challenges, and future directions[J]. *Drones*, 2025, 9(5): 376.
- [11] GHAMBARI S, GOLABI M, JOURDAN L, et al. UAV path planning techniques: a survey[J]. *RAIRO - Operations Research*, 2024, 58(4): 2951-2989.
- [12] HAYAJNEH M R, GARIBEH M H, YOUNES A B, et al. Unmanned aerial vehicle path planning using acceleration-based potential field methods[J]. *Electronics*, 2025, 14(1): 176.
- [13] ZHANG S T, LI Y B, YE F, et al. A hybrid human-in-the-loop deep reinforcement learning method for UAV motion planning for long trajectories with unpredictable obstacles[J]. *Drones*, 2023, 7(5): 311.
- [14] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. *Numerische Mathematik*, 1959, 1(1): 269-271.
- [15] WANG J Y, LI Y H, LI R X, et al. Trajectory planning for UAV navigation in dynamic environments with matrix alignment Dijkstra[J]. *Soft Computing*, 2022, 26(22): 12599-12610.
- [16] HUSAIN Z, AL ZAABI A, HILDMANN H, et al. Search and rescue in a maze-like environment with ant and dijkstra algorithms[J]. *Drones*, 2022, 6(10): 273.
- [17] HART P E, NILSSON N J, RAPHAEL B. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths[J]. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 1968, 4(2): 100-107.
- [18] 张洪海, 李翰, 刘皞, 等. 城市区域物流无人机路径规划[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(6): 22-29.
ZHANG H H, LI H, LIU H, et al. Path planning for logistics unmanned aerial vehicle in urban area[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2020, 20(6): 22-29.
- [19] 谢华, 韩斯特, 尹嘉男, 等. 城市低空无人机飞行计划协同推演与优化调配方法[J]. 航空学报, 2024, 45(19): 330018.
XIE H, HAN S T, YIN J N, et al. Cooperative deduction and optimal allocation method for urban low-altitude UAV flight plan[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(19): 330018.
- [20] LAVALLE S. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning[J]. *Research Report 9811*, 1998.
- [21] 张海阔, 孟秀云. 基于改进RRT*算法的无人机在线航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(12): 4157-4164.
ZHANG H K, MENG X Y. UAV online trajectory planning based on improved RRT* algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2024, 46(12): 4157-4164.
- [22] YANG F, FANG X, GAO F, et al. Obstacle avoidance path planning for UAV based on improved RRT algorithm[J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2022, 2022(1): 4544499.
- [23] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems:

- an introductory analysis with applications to biology [M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- [24] 杨小鹏, 马忠杰, 钟世超, 等. 基于遗传算法的无人机载穿墙三维 SAR 航迹规划方法[J]. 雷达学报, 2024, 13(4): 731-746.
YANG X P, MA Z J, ZHONG S C, et al. Trajectory planning method for UAV-through-the-wall 3D SAR based on a genetic algorithm[J]. Journal of Radars, 2024, 13(4): 731-746.
- [25] PEHLIVANOGLU Y V, PEHLIVANOGLU P. An enhanced genetic algorithm for path planning of autonomous UAV in target coverage problems[J]. Applied Soft Computing, 2021, 112: 107796.
- [26] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 2002: 1942-1948.
- [27] 王飞, 杨清平. 基于改进粒子群算法的城市物流无人机路径规划[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(30): 13187-13194.
WANG F, YANG Q P. Route planning of urban logistics unmanned aerial vehicle based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(30): 13187-13194.
- [28] 王飞, 杨清平. 面向多无人机物流配送的双层任务规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024: 1-14.
WANG F, YANG Q P. Two-layer task planning method for multi-UAV logistics distribution[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024: 1-14.
- [29] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [30] 唐立, 郝鹏, 张学军. 基于改进蚁群算法的山区无人机路径规划方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(1): 158-164.
TANG L, HAO P, ZHANG X J. An UAV path planning method in mountainous area based on an improved ant colony algorithm[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19(1): 158-164.
- [31] 蒋丽, 王洪艳, 梁昌勇. 新零售背景下卡车与无人机协同的电商物流末端配送优化[J]. 系统管理学报, 2024, 33(6): 1461-1470.
JIANG L, WANG H Y, LIANG C Y. Optimization of E-commerce logistics last mile distribution based on truck and drone collaboration in the new retail context[J]. Journal of Systems & Management, 2024, 33(6): 1461-1470.
- [32] JONES M, DJAHEL S, WELSH K. Path-planning for unmanned aerial vehicles with environment complexity considerations: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(11): 1-39.
- [33] 丁兵兵, 匡珍春, 卢来. 基于Q学习算术优化算法的无人机三维航迹规划[J]. 电光与控制, 2024, 31(3): 61-69.
DING B B, KUANG Z C, LU L. Three-dimensional UAV path planning based on Q-learning arithmetic optimization algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(3): 61-69.
- [34] 赵慧敏, 罗贺, 阴酉龙, 等. 面向集合任务的多无人机电力巡检任务分配方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(2): 666-684.
ZHAO H M, LUO H, YIN Y L, et al. Research on task allocation method for multiple drones power inspection for collective tasks[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2025, 45(2): 666-684.
- [35] TU G T, JUANG J G. UAV path planning and obstacle avoidance based on reinforcement learning in 3D environments[J]. Actuators, 2023, 12(2): 57.
- [36] XU Z C, WANG Q, KONG F C, et al. Ga-DQN: a gravity-aware DQN based UAV path planning algorithm[C]//Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Piscataway: IEEE Press, 2022: 1215-1220.
- [37] BALESTRIERI E, DAPONTE P, DE VITO L, et al. Sensors and measurements for UAV safety: an overview[J]. Sensors, 2021, 21(24): 8253.
- [38] 张香竹, 张立家, 宋逸凡, 等. 基于深度学习的无人机单目视觉避障算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2022, 50(1): 101-108, 131.
ZHANG X Z, ZHANG L J, SONG Y F, et al. Obstacle avoidance algorithm for unmanned aerial vehicle vision based on deep learning[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2022, 50(1): 101-108, 131.
- [39] ALDAO E, GONZÁLEZ-DESANTOS L M, MICHINEL H, et al. UAV obstacle avoidance algorithm to navigate in dynamic building environments[J]. Drones, 2022, 6(1): 16.
- [40] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.
- [41] 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.
LIU B, LAN Y, HUANG W T, et al. UAV dynamic path planning algorithm combined with dynamic window approach[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8): 1843-1853.
- [42] HE Y, HOU T C, WANG M R. A new method for unmanned aerial vehicle path planning in complex environments[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 9257.
- [43] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]//Proceedings of 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press,



- 1985: 500-505.
- [44] 郭一聪, 刘小雄, 章卫国, 等. 基于改进势场法的无人机三维路径规划方法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 977-986.
GUO Y C, LIU X X, ZHANG W G, et al. 3D path planning method for UAV based on improved artificial potential field[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 977-986.
- [45] 刘光才, 马寅松, 齐福强, 等. 基于改进A* -人工势场法的城市物流无人机路径规划[J]. 飞行力学, 2022, 40(6): 16-23.
LIU G C, MA Y S, QI F Q, et al. Flight path planning for urban logistics UAV based on improved A* -APF algorithm[J]. Flight Dynamics, 2022, 40(6): 16-23.
- [46] FIORINI P, SHILLER Z. Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles[J]. The International Journal of Robotics Research, 1998, 17(7): 760-772.
- [47] RIBEIRO M, ELLERBROEK J, HOEKSTRA J. Velocity obstacle based conflict avoidance in urban environment with variable speed limit[J]. Aerospace, 2021, 8(4): 93.
- [48] 郭华, 郭小和. 改进速度障碍法的无人机局部路径规划算法[J]. 航空学报, 2023, 44(11):271-281.
GUO H, GUO X H. Local path planning algorithm for UAV based on improved velocity obstacle method[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(11): 271-281.
- [49] OUAHOUAH S, BAGAA M, PRADOS-GARZON J, et al. Deep-reinforcement-learning-based collision avoidance in UAV environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(6): 4015-4030.
- [50] AIT SAADI A, SOUKANE A, MERAIHI Y, et al. UAV path planning using optimization approaches: a survey[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(6): 4233-4284.
- [51] ZHAO F Y, LI D Y, WANG Z X, et al. Autonomous localized path planning algorithm for UAVs based on TD3 strategy[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 763.
- [52] 吕超, 李慕宸, 欧家骏. 基于分层深度强化学习的无人机混合路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2023: 1-13.
LYU C, LI M C, OU J J. UAV hybrid path planning based on hierarchical deep reinforcement learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023: 1-13.
- [53] HE J, JIA Z Y, DONG C, et al. UAV swarm deployment and trajectory for 3D area coverage via reinforcement learning[C]// Proceedings of the 2023 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2023: 683-688.
- [54] 方祝平, 李理, 唐荣, 等. 融合改进A*和速度障碍法的无人机局部避障规划[J]. 电光与控制, 2025, 32(7): 7-12.
FANG Z P, LI L, TANG R, et al. Local obstacle avoidance planning of UAV combining improved a with velocity obstacle method[J]. Electronics Optics & Control, 2025, 32(7): 7-12.
- [55] WU T, ZHANG Z, JING F, et al. A dynamic path planning method for UAVs based on improved informed-RRT* fused dynamic windows[J]. Drones, 2024, 8(10): 539.
- [56] LINDQVIST B, MANSOURI S S, AGHA-MOHAMMADI A A, et al. Nonlinear MPC for collision avoidance and control of UAVs with dynamic obstacles[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4): 6001-6008.
- [57] OLCAY E, MEEB H, ELGER G. Dynamic obstacle avoidance for UAVs using MPC and GP-based motion forecast[C]//Proceedings of the 2024 European Control Conference (ECC). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1024-1031.
- [58] XU Z F, JIN H Y, HAN X M, et al. Intent prediction-driven model predictive control for UAV planning and navigation in dynamic environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(5): 4946-4953.
- [59] 陆音, 刘金志, 张珉. 一种模型辅助的联邦强化学习多无人机路径规划方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1368-1380.
LU Y, LIU J Z, ZHANG M. A model-assisted federated reinforcement learning method for multi-UAV path planning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025, 47(5): 1368-1380.
- [60] THEILE M, BAYERLEIN H, NAI R, et al. UAV path planning using global and local map information with deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the 2021 20th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). Piscataway: IEEE Press, 2021: 539-546.
- [61] WESTHEIDER J, RÜCKIN J, POPOVIĆ M. Multi-UAV adaptive path planning using deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2023: 649-656.
- [62] 贾子晔, 姜官旺, 崔灿, 等. 面向低空智能网的分布式鲁棒任务卸载方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1450-1460.
JIA Z Y, JIANG G W, CUI C, et al. Distributionally robust task offloading for low-altitude intelligent networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025, 47(5): 1450-1460.
- [63] JAVAID S, SAEED N, QADIR Z, et al. Communication and control in collaborative UAVs: recent advances and future trends[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(6): 5719-5739.
- [64] 朱奕安, 何佳, 贾子晔, 等. 基于ADS-B与Remote ID的低空智能网无人机监视性能分析[J]. 数据采集与处理, 2025, 40(1): 27-44.

- ZHU Y A, HE J, JIA Z Y, et al. ADS-B and Remote ID based performance analysis for UAV surveillance in low-altitude intelligent networks[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2025, 40(1): 27-44.
- [65] ZHANG Y F, JIA Z Y, DONG C, et al. Recurrent LSTM-based UAV trajectory prediction with ADS-B information[C]//Proceedings of the GLOBECOM 2022-2022 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [66] JIA Z Y, SHENG M, LI J D, et al. LEO-satellite-assisted UAV: joint trajectory and data collection for Internet of remote things in 6G aerial access networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(12): 9814-9826.
- [67] TANG R, ZHANG R Z, XU Y J, et al. Deep reinforcement learning-based resource allocation for multi-UAV-assisted full-duplex wireless-powered IoT networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(6): 2236-2251.
- [68] XU Y J, LIU Z J, HUANG C W, et al. Robust resource allocation algorithm for energy-harvesting-based D2D communication underlying UAV-assisted networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(23): 17161-17171.
- [69] 李国权, 林金朝, 徐勇军, 等. 无人机辅助的NOMA网络用户分组与功率分配算法[J]. 通信学报, 2020, 41(9): 21-28.
LI G Q, LIN J Z, XU Y J, et al. User grouping and power allocation algorithm for UAV-aided NOMA network[J]. Journal on Communications, 2020, 41(9): 21-28.
- [70] ZHU Y A, JIA Z Y, WU Q H, et al. UAV trajectory tracking via RNN-enhanced IMM-KF with ADS-B data[C]//Proceedings of the 2024 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [71] 吴启晖, 董超, 贾子晔, 等. 低空智能组网与控制理论方法[J]. 航空学报, 2024, 45(3): 6-23.
WU Q H, DONG C, JIA Z Y, et al. Networking and control mechanism for low-altitude intelligent networks[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(3): 6-23.

[作者简介]



王尔申 (1980-), 男, 博士, 沈阳航空航天大学电子信息工程学院教授, 主要研究方向为北斗/GNSS卫星导航、多源组合导航技术。



张圣隆 (2001-), 男, 沈阳航空航天大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为无人机航迹规划技术。



郭婧 (1984-), 女, 博士, 中国民航科学技术研究院研究员、研发中心总工程师, 主要研究方向为民航卫星应用技术。



徐嵩 (1986-), 男, 沈阳航空航天大学电子信息工程学院电工电子与信息技术实验中心副主任, 主要研究方向为北斗卫星导航、多源融合导航、智能感知。



许玉斌 (1987-), 男, 博士, 中国民航科学技术研究院研究员, 主要研究方向为北斗低空监视、民航高分卫星技术及其应用。



曲萍萍 (1979-), 女, 博士, 沈阳航空航天大学电子信息工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为导航信号处理、飞行器制导与控制等。



李威 (1980-), 男, 博士, 蜂巢航宇科技(北京)有限公司高级工程师, 主要从事智能无人机系统研究工作。