

【航空管理与安全】

基于 NHACO 算法的超低空空域路径 规划设计与仿真

侣庆民^{1,2}, 张 浩¹, 申晓燕³, 刘兆瑜², 郝卓豪¹

(1. 郑州航空工业管理学院 民航学院, 河南 郑州 450046;

2. 河南省通用航空技术重点实验室, 河南 郑州 450046;

3. 洛阳北郊机场有限责任公司, 河南 洛阳 471099)

摘 要:为解决复杂城市环境下无人机路径规划的安全与效率问题,以 120 m 以下超低空空域为应用场景,提出一种融合 A* 算法、欧几里得路径与蚁群算法的新型混合蚁群(NHACO)算法。首先,将空间分割为三维坐标单元格并以城市建筑物为静态障碍物进行建模;随后,结合 A* 算法路径与欧几里得路径划定可选点区域,平衡全局搜索与求解效率,通过采用引入水平和垂直偏转量动态权重的改进启发式函数,以及优化适应度函数与信息素挥发系数,综合考量路径距离、高度变化与平滑性的影响;最后,在仿真实验场景中,将新型混合蚁群算法与基本蚁群算法进行实验对比。实验结果显示,新型混合蚁群算法的总适应度值提升 27.24%,路径长度更优且平滑性更佳。

关键词:超低空空域;新型混合蚁群算法;无人机;三维路径规划;飞行安全

中图分类号: V 328

文献标识码: A

DOI:10.13486/j.issn.2097-4973.2026.04.005

0 引言

高密度、高流量、体系化的城市空中交通(UAM)和先进空中交通(AAM)成为各国新的研究和发展热点,如何为无人机在结构复杂、人口密度大的城市低空环境中规划出安全、高效、经济、公众接受度高的航迹,是亟须解决的现实问题。

在无人机航迹规划的方向上,目前国内外学者已经开展了一系列研究。Wang 等通过高维矩阵与扩展分层图建模动态栅格环境,利用矩阵对齐操作实现并行 Dijkstra 算法,大幅提高了算法在大规模强动态环境下的运算效率^[1]。Husain 等提出蚁群算法结合 Dijkstra 算法的方案,针对灾害搜救场景采用排斥性信息素的反向蚁群算法优化未知空间的路径搜索与地图覆盖,并系统分析了空间维度、搜索空间复杂度、群体规模、障碍物信号穿透率等因素对智能体性能的影响^[2]。张洪海等设计欧氏距离与曼哈顿距离线性组合的启发函数改进 A* 算法,综合无人机性能、任务性质、城市环境等要素,以航程、高度变化、危险度最小为目标,构建多约束路径规划模型,从搜索效率、路径距离、路径平滑性三个方面对算法进行了优化^[3]。

收稿日期:2026-01-17

基金项目:河南省中央引导地方科技发展资金项目(Z20251831071);河南省重点研发专项(241111242200);河南省自然科学基金面上项目(252300420070);河南省通用航空技术重点实验室开放基金(ZHKF-250202)

第一作者简介:侣庆民(1983—),男,山东菏泽人,教授,博士,硕士生导师,主要从事低空空域管理与飞行安全研究。
E-mail: siqingmin@zua.edu.cn

张海阔等提出改进 RRT* 算法,结合势场法引导树扩展以加快收敛,通过优化算法重选父节点、重新布线,生成代价更小的初始航迹,并结合模型预测控制设计航迹规划策略,应对动态环境威胁^[4]。Yang 等提出改进型 RRT 算法,引入蚁群优化算法在 RRT 路径上施加信息素,依据信息素浓度选择扩展节点,经迭代收敛至渐近最优路径,有效解决传统 RRT 的局部最优问题^[5]。Pehlivanoglu 等融合遗传算法、蚁群优化算法、Voronoi 图及聚类方法,通过初始种群增强加速遗传算法收敛,结合碰撞点聚类中心解决地形碰撞问题,显著提升路径规划效率^[6]。Tu 等基于强化学习算法实现无人机路径规划与避障,利用 Q 学习算法全局规划航点间路径,并通过深度 Q 学习算法训练无人机进行局部避障,构建完整的无人机自主导航体系^[7]。He 等采用双层优化策略,通过邻域节点剪枝规则、障碍物覆盖模型优化 A* 算法,结合 Bresenham 算法减少路径转折点,并提出新跟踪指标优化 DWA 评价函数,设计权重动态自适应方法,改进局部避障性能^[8]。

结合现有的研究可以发现,单一算法在三维空间搜索中易出现路径发散、运算量过大的问题,往往无法同时满足路径距离最短、高度变化平缓与平滑性优良的多目标需求,部分混合算法对超低空空域的复杂障碍物分布适应性不足,在静态建筑物密集且动态干扰存在的场景下,路径安全性与运算效率的平衡效果欠佳^[9]。

针对上述问题,本文提出一种融合 A* 算法、欧几里得路径与基本蚁群算法的新型混合蚁群算法。通过空间网格化建模构建三维障碍物环境,结合两种路径划定可选点区域以优化搜索范围,引入动态权重启发式函数、多目标适应度函数与自适应信息素挥发系数,实现路径规划效率、安全性与平滑性的协同提升。

1 模型建立

本研究的多无人机四维路径规划的应用背景设置为高度 120 m 以下的城市超低空空域环境,并在空域中以 6 m 为安全间隔建立 20 个飞行高度层,在此环境中的无人机各具有独立的飞行任务,无人机需要根据自身的飞行性能避让障碍物并安全快速地通过设置的各个途径点以完成飞行任务。环境中的障碍物主要包括静态的城市建筑物和动态的其他无人机个体。其中,城市建筑物具有固定可查的位置坐标和高度信息,可用于在仿真场景中建立准确的静态障碍物模型。

根据研究范围的平面面积和空域高度建立三维空间坐标系,并通过 X、Y、Z 三个坐标轴上的单位坐标数量和位置将整个三维空间结构分割成为 $(N_x \times N_y \times N_z)$ 个空间坐标单元格。在此基础上结合实际环境中的建筑物位置坐标和高度数据,将对应 XY 平面上各平面单元格中存在的最高建筑物高度作为该单元格填充的障碍物高度,并据此数据沿 Z 轴向上将高度范围内的空间坐标单元格设置为障碍物区域。

无人机在此空间中由起点位置开始,根据空间中各坐标单元格的选择概率结合一定的随机数进行路径点选取,选择概率

$$P_{ij} = \frac{[\tau_{ij}]^{\alpha} [\eta_{ij}]^{\beta}}{\sum_{s \in allowed} [\tau_{is}]^{\alpha} [\eta_{is}]^{\beta}}。$$

式中: i 表示无人机当前位置, j 表示可选单元格位置,选择概率 P_{ij} 由信息素浓度 τ_{ij} 以及启发值 η_{ij} 按照权重 α 和 β 分配影响因子的计算结果所决定。

2 算法设计

本研究的路径规划算法设计基于群体智能算法的蚁群算法,并根据城市超低空空域路径规划的使用场景,结合三维空间路径搜索特点和无人机自身飞行特性,从算法运算效率和对于特定应用场景的适用性两个方面进行了优化。

2.1 移动方式优化

传统蚁群算法在进行路径搜索的过程中,通常是通过搜索个体当前所在位置附近各相邻单元上的启

发式信息来进行的。当此方法应用于三维空间的路径搜索中时,个体在一次位置变换中需要搜索其相邻 26 个单元格的启发式信息,在较大范围的空间当中进行全局搜索时需要进行的运算量极大且容易出现路径结果过度发散的情况。

本研究通过对比无人机个体起讫点间的位置变化量,将路径搜索过程划分为沿 X 轴方向和沿 Y 轴方向两种情况。无人机个体进行搜索路径时,首先沿前进方向将三维空间划分为数个包含对应坐标平面上所有空间单元格的切片,之后由起点位置坐标开始,逐个切片地根据启发式信息选择途径单元并最终抵达终点位置。

2.2 预设可选点区域

基本蚁群算法的全局搜索方式适于在复杂环境中搜索最优解结果,但在三维空间中进行路径搜索时,过于发散的搜索方式可能会产生大量不满足应用需求的无效运算结果。本研究结合欧几里得路径和 A* 算法路径设置了蚁群算法路径搜索时的可选点区域,使得优化后的算法既具有处理复杂场景的能力,同时也能够高效准确地求解最优解结果。

2.2.1 欧几里得路径

在无人机个体的起点与终点间构建直线路径,提取该路径在 XY 平面上所经的全部坐标点,并获取各坐标点处的障碍物高度信息。基于各坐标点对应的最高障碍物高度,对欧几里得路径中各坐标单元的路径点高度进行修正,使其满足核心约束条件:路径点高度不低于对应坐标点最高障碍物高度与安全间隔之和,且在路径经过全局最高障碍物前,仅允许对路径点高度进行上升操作,经过全局最高障碍物后,仅允许对路径点高度进行下降操作。该路径在 XY 平面上的变换最小,但在到达终点过程中的飞行高度变化可能较大。

2.2.2 A* 算法路径

A* 算法是一种启发式搜索算法,结合了 Dijkstra 算法和贪心最佳优先搜索的优势,保证搜索结果的最优性并提高搜索效率,A* 算法路径搜索设置代价评估函数

$$f(n) = g(n) + h(n)。$$

式中: $g(n)$ 代表 Dijkstra 算法的路径耗散函数, $h(n)$ 代表 GBFS 算法的路径评估函数^[10]。

在采用 A* 算法进行先期路径搜索时,根据其起飞高度结合安全间隔筛选出空间中可用的全部高度层,以这些高度作为障碍物阈值建立多个二维二值栅格地图,将具有高于飞行高度层的障碍物的单元格设置为不可通行区域,并通过 A* 算法搜索各平面上的通行路径。

以此方法搜索得到的多条路径结果即为无人机起讫点间的 A* 算法路径结果,该路径在飞行高度上的变化最小,但在遇到较高障碍物时仅通过绕行的方式完成路径搜索。

2.2.3 填充可选点区域

可选点区域的填充是根据求解得到的欧几里得路径结果以及 A* 算法路径结果进行的,其方法是在各高度层 A* 算法路径与欧几里得路径包围区域内,按无人机前进方向,将沿轴各单位坐标上对应存在有 A* 路径与不低于该高度层的欧几里得路径之间的全部空间坐标单元格列入可选点集合中,如图 1 所示。

本研究设置的可选点区域,结合了最短平面距离和最小高度变化的路径情况,既改变了蚁群算法全局搜索的方式,通过快速求解方法预先筛选了符合实际应用需求的搜索范围,也保留了发散式搜索的优点,使其能够在此范围内进一步完成复杂三维空间环境中的路径搜索任务。

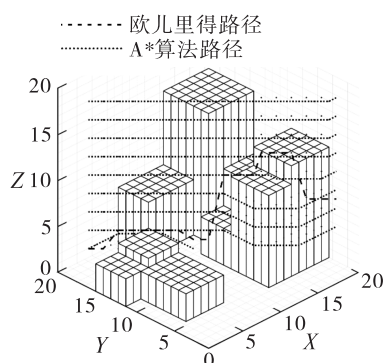


图1 可选点区域构建

2.3 启发式函数优化

传统蚁群算法中各单元格上的启发式信息是通过计算该点与终点坐标间的直线距离确定的,无人机个体在进行选点时总是倾向于选择最接近终点的坐标作为下一途径点^[11]。本研究针对城市环境超低空空域路径规划的实际需求,对算法启发式计算方式进行优化,其计算公式为

$$\eta = \eta_d^{\omega_1} \times \eta_{XY}^{\omega_2} \times \eta_z^{\omega_3}。$$

式中: η_d 表示距离启发式分量, η_{XY} 表示水平面启发式分量, η_z 表示垂直面启发式分量, ω_1 、 ω_2 、 ω_3 表示三个启发式分量的影响权重。

距离启发式分量 η_d 用于计算前进方向切片上可选点坐标与终点位置坐标之间的欧几里得距离,其计算公式为

$$\eta_d = 1 / \sqrt{(x_g - x_c)^2 + (y_g - y_c)^2 + (z_g - z_c)^2}。$$

水平面启发式分量 η_{XY} 用于计算前一途径点到达当前位置的方向向量与当前位置到达可选点位置的方向向量的 XY 平面方向角度变化,其计算公式为

$$\eta_{XY} = \left(\frac{x_{ab}}{\sqrt{x_{ab}^2 + y_{ab}^2}}, \frac{y_{ab}}{\sqrt{x_{ab}^2 + y_{ab}^2}} \right) \times \left(\frac{x_{bc}}{\sqrt{x_{bc}^2 + y_{bc}^2}}, \frac{y_{bc}}{\sqrt{x_{bc}^2 + y_{bc}^2}} \right)。$$

垂直面启发式分量 η_z 用于计算前一途径点到达当前位置的方向向量与当前位置到达可选点位置的方向向量的高度方向角度变化,其计算公式为

$$\eta_z = \left(\frac{y_{ab}}{\sqrt{y_{ab}^2 + z_{ab}^2}}, \frac{z_{ab}}{\sqrt{y_{ab}^2 + z_{ab}^2}} \right) \times \left(\frac{y_{bc}}{\sqrt{y_{bc}^2 + z_{bc}^2}}, \frac{z_{bc}}{\sqrt{y_{bc}^2 + z_{bc}^2}} \right)。$$

三个启发式分量的影响权重 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 根据搜索种群总数 m 以及搜索个体编号 i 来设置动态变化方式,如下:

$$\omega_1 = \frac{i-1}{m-1}, \omega_2 = \omega_3 = \frac{1-\omega_1}{2}。$$

采用优化启发式函数的无人机个体进行路径搜索时的方式如图 2 所示,无人机个体通过水平面、垂直面启发式分量控制偏航角 θ_{XY} 和俯仰角 θ_z 的变化保证路径结果的平滑性。

同时,无人机个体根据动态影响权重 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 使搜索倾向性由优先搜索平滑角度变化的路径点向优先搜索距终点距离最短点调整,保证路径搜索结果具有一定的发散性,以求解当前环境中最适宜无人机飞行特性最优解。

2.4 适应度函数优化

对于蚁群算法个体及迭代中求解结果的选取是根据计算个体搜索结果的适应度值来实现的,基本蚁群算法路径规划通过计算路径结果的总距离来筛选最短路径作为最优解结果。本研究在基本适应度函数的基础上,加入了路径高度变化值以及角度变化值的计算,使筛选得到的结果符合无人机飞行特性的实际应用需求,适应度函数 F 的计算公式为

$$F = F_L \cdot \omega_L + F_H \cdot \omega_H + F_S \cdot \omega_S。$$

式中: F_L 为距离适应度分量, F_H 为高度适应度分量, F_S 为平滑性适应度分量, ω_L 、 ω_H 、 ω_S 为三种适应度分量的影响因子。

距离适应度分量 F_L 用于计算个体搜索路径结果中各单位坐标路径点间的欧几里得距离并求和,得到个体搜索起讫点间的路径总长度,这个数值反映了无人机完成飞行活动时所需要飞行的总距离,数值越小则无人机抵达终点的路程越短。距离适应度分量表达式为

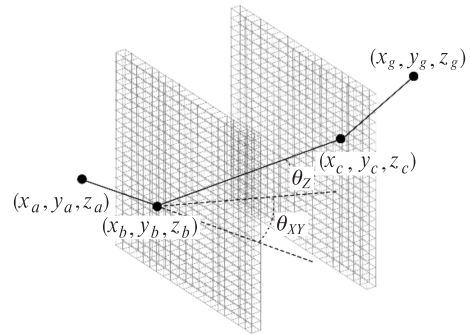


图 2 无人机个体路径搜索方式

$$F_L = \sum_{p=1}^n \sqrt{((x_p - x_{p-1}) \cdot \omega_x)^2 + ((y_p - y_{p-1}) \cdot \omega_y)^2 + ((z_p - z_{p-1}) \cdot \omega_z)^2}。$$

高度适应度分量 F_H 用于计算个体搜索路径结果各单位坐标路径点的高度值与路径整体高度值间的标准差, 这个数值反映了飞行路径在高度方向上的起伏变化水平, 以此数值控制无人机在飞行过程中过度的高度变化。高度适应度分量表达公式为

$$F_H = \sqrt{\sum_{p=1}^n \left(z_p - \frac{\sum_{p=1}^n z_p}{n} \right)^2 / n}。$$

平滑性适应度分量 F_S 用于计算个体搜索路径结果相邻两段方向向量间的角度变化, 得到个体搜索结果在三维空间中的平均转弯角度, 这个数值反映了无人机飞行路径的弯曲程度, 保证无人机在飞行过程中尽可能减少极端的方向改变。平滑性适应度分量表达公式为

$$F_S = \sum_{p=1}^{n-2} \frac{\vec{V}_{p,p+1} \times \vec{V}_{p+1,p+2}}{\|\vec{V}_{p,p+1}\| \times \|\vec{V}_{p+1,p+2}\|}。$$

2.5 信息素挥发系数优化

传统算法中各坐标单元上的信息素浓度由前次迭代中个体经过该坐标释放的信息素结合历次迭代中受挥发系数影响下的残留信息素组成, 信息素浓度

$$\tau_{ij} = (1 - \rho) \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \frac{Q}{L_{ijk}}。$$

本研究为信息素挥发系数引入了如下计算方式:

$$\rho = \rho_{\max} - (\rho_{\max} - \rho_{\min}) \times \text{iter} / \text{iter}_{\max}。$$

式中: 信息素挥发系数随着迭代次数的增加由最大值 $\rho_{\max}$ 向最小值 $\rho_{\min}$ 递减, 从而使得个体在迭代搜索路径结果的过程中, 由发散性地全局探索多种可能的路径向收敛于迭代最优解路径转变, 在路径求解初期避免陷入局部最优解并在后期提高整体搜索效率。

3 仿真实验

为了验证优化后的新型混合蚁群算法在解决无人机超低空空域路径规划问题时的性能优势, 将实验场景设计为一个包含 4 000 个单元格的三维立体空间, 无人机个体由起点坐标位置 (2, 18, 3) 经过设置的途径点 (9, 11, 4) 最终到达终点坐标位置 (19, 2, 8)。另外, 在实验的简单障碍物场景中分布着多组高度不同的简单障碍物, 无人机个体在路径搜索过程中避开障碍物到达各目标点。实验中分别使用基本蚁群算法和新型混合蚁群算法进行路径搜索, 两种算法均设置种群个体数为 10 000, 最大迭代次数 30 次。此设置既能保证蚂蚁群体具备足够的搜索广度, 又可以控制计算成本, 确保实验高效推进, 同时设置当连续 3 次迭代的最优适应度保持不变时, 算法迭代自动终止, 得到的实验结果如图 3 所示。

在基本蚁群算法的仿真实验中, 无人机个体的传统选点方式无法平衡减小路径总长度和保证路径平滑性之间的关系, 在障碍物高度变化频繁的环境中难以正确的判断合理的避让方式。采用基本蚁群算法进行路径搜索得到的路径结果上各路径点坐标如表 1 所示。根据基本蚁群算法的路径求解结果结合本文设置的适应度函数计算方法得到无人机个体从起点到途径点的路径适应度值为 6.377 2, 途径点到终点的路径适应度值为 9.859 7, 完整路径的总适应度值为 16.236 9。采

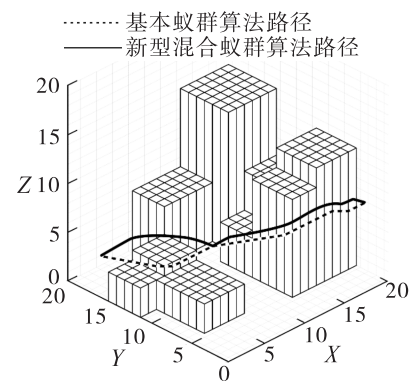


图 3 对比实验路径结果

用新型混合蚁群算法进行路径搜索得到的路径结果上各路径点坐标如表 2 所示。

表 1 基本蚁群算法路结果

x	y	z	x	y	z	x	y	z
2.000 0	18.000 0	3.000 0	7.500 0	11.000 0	4.000 0	11.500 0	3.000 0	8.000 0
2.142 8	17.142 8	3.142 8	8.000 0	11.000 0	4.000 0	12.000 0	3.000 0	8.000 0
2.285 7	16.285 7	3.285 7	8.500 0	11.000 0	4.000 0	12.500 0	3.000 0	8.000 0
2.428 5	15.428 5	3.428 5	9.000 0	11.000 0	4.000 0	13.000 0	3.000 0	8.000 0
2.571 4	14.571 4	3.571 4	9.000 0	11.000 0	4.000 0	13.500 0	3.000 0	8.000 0
2.714 2	13.714 2	3.714 2	9.111 1	10.111 1	4.444 4	14.000 0	3.000 0	8.000 0
2.857 1	12.857 1	3.857 1	9.222 2	9.222 2	4.888 9	14.500 0	3.000 0	8.000 0
3.000 0	12.000 0	4.000 0	9.333 3	8.333 3	5.333 3	15.000 0	3.000 0	8.000 0
3.500 0	11.500 0	4.000 0	9.444 4	7.444 4	5.777 8	15.500 0	3.000 0	8.000 0
4.000 0	11.000 0	4.000 0	9.555 6	6.555 6	6.222 2	16.000 0	3.000 0	8.000 0
4.500 0	11.000 0	4.000 0	9.666 7	5.666 7	6.666 7	16.500 0	3.000 0	8.000 0
5.000 0	11.000 0	4.000 0	9.777 8	4.777 8	7.111 1	17.000 0	3.000 0	8.000 0
5.500 0	11.000 0	4.000 0	9.888 9	3.888 9	7.555 6	17.500 0	2.500 0	7.500 0
6.000 0	11.000 0	4.000 0	10.000 0	3.000 0	8.000 0	18.000 0	2.000 0	7.000 0
6.500 0	11.000 0	4.000 0	10.500 0	3.000 0	8.000 0	18.500 0	2.000 0	7.500 0
7.000 0	11.000 0	4.000 0	11.000 0	3.000 0	8.000 0	19.000 0	2.000 0	8.000 0

表 2 新型混合蚁群算法路结果

x	y	z	x	y	z	x	y	z
2.000 0	18.000 0	3.000 0	6.996 9	13.003 1	4.880 2	12.449 2	4.263 1	5.871 1
3.829 9	16.170 1	4.716 6	7.170 1	12.829 9	4.858 2	12.686 9	3.918 3	6.128 8
4.003 1	15.996 9	4.761 0	9.000 0	11.000 0	4.000 0	12.976 9	3.632 9	6.376 3
4.184 9	15.815 0	4.800 3	10.172 4	9.825 0	4.905 5	13.334 5	3.407 0	6.593 1
4.374 4	15.625 5	4.834 4	10.344 8	9.634 7	4.953 1	13.773 5	3.240 0	6.759 7
4.570 3	15.429 7	4.863 6	10.517 2	9.413 6	4.981 2	14.282 8	3.123 0	6.873 4
4.771 5	15.228 5	4.888 0	10.689 7	9.146 3	4.995 0	14.832 0	3.040 9	6.944 0
4.976 7	15.023 3	4.907 7	10.172 4	9.825 0	4.905 5	15.390 4	2.978 3	6.981 8
5.184 9	14.815 1	4.922 9	10.862 0	8.817 6	4.999 5	15.927 4	2.919 8	6.997 0
5.394 8	14.605 2	4.933 7	11.034 4	8.412 0	5.000 1	16.412 0	2.850 0	6.999 9
5.605 2	14.394 8	4.940 2	11.206 8	7.925 9	5.002 9	16.817 6	2.755 7	7.000 4
5.815 1	14.184 9	4.942 7	11.379 3	7.381 3	5.018 1	17.146 3	2.639 9	7.004 9
6.023 3	13.976 7	4.941 3	11.551 7	6.804 0	5.055 9	17.413 5	2.512 9	7.018 7
6.228 5	13.771 5	4.936 1	11.724 1	6.219 5	5.126 5	17.634 6	2.384 8	7.046 8
6.429 7	13.570 3	4.927 2	11.896 5	5.653 4	5.240 2	17.825 0	2.266 0	7.094 4
6.625 6	13.374 4	4.914 9	12.069 1	5.131 1	5.406 8	19.000 0	2.000 0	8.000 0
6.815 0	13.185 0	4.899 1	12.248 4	4.667 4	5.623 6			

新型混合蚁群算法求解结果结合本文设置的适应度函数计算方法得到无人机个体从起点到途径点的

路径适应度值为4.663 7,途径点到终点的路径适应度值为7.149 7,完整路径的总适应度值为11.813 4。

比较两种算法求解结果的适应度值可以发现,无人机个体适应度值在起点到途径点的路径上提升了26.87%,在途径点到终点的路径上提升了27.49%,完整路径的总适应度值提升了27.24%。根据对比结果可知,新型混合蚁群算法的路径求解结果较基本蚁群算法具有明显的提升,主要体现在生成结果的总体路径长度和路径平滑性两个方面。在混合蚁群算法中,由于预先通过A*算法求解路径和欧几里得距离路径划定了各切片上可选点区域,减少了蚁群个体在进行路径搜索的过程中对切片上劣质可选点的随机探索,提升了向最优解的收敛速度以及路径结果的平滑度。

4 结论

新型混合蚁群算法通过预先设置可选点区域,兼顾了搜索的全局性和收敛速度,同时优化了启发式函数以及适应度函数,加入了水平、垂直方向改变量并结合动态权重,使得无人机个体在进行路径搜索中自主选择最优避障策略,进一步提升求解性能。

通过仿真实验对比传统蚁群算法和新型混合蚁群算法路径结果的差异。结果显示,新型混合蚁群算法在三维障碍物空间中,融合A*与欧几里得路径规划优势,显著提升求解效率与适应度,尤其在途经点间存在可飞越障碍物时,性能优势更为突出。新型混合蚁群算法兼具强全局搜索能力与高鲁棒性,且优化的启发式函数增强了其在城市超低空空域无人机路径规划中的适用性,实现了求解速度、飞行安全性与高效性的协同提升。

参考文献:

- [1] Wang Jinyang, Li Yuhua, Li Ruixuan, et al. Trajectory planning for UAV navigation in dynamic environments with matrix alignment Dijkstra[J]. *Soft Computing*, 2022, 26(22): 12599-12610.
- [2] 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.
- [3] 张洪海, 李翰, 刘峰, 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.
- [4] 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.
- [5] Yang Fan, Fang Xi, Gao Fei, et al. Obstacle avoidance path planning for UAV based on improved RRT algorithm[J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2022, 2022(1): 4544499.
- [6] 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.
- [7] Tu Guanting, Juang Jihgau. UAV path planning and obstacle avoidance based on reinforcement learning in 3D environments[J]. *Actuators*, 2023, 12(2): 57.
- [8] He Yong, Hou Ticheng, Wang Mingran. A new method for unmanned aerial vehicle path planning in complex environments[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 9257.
- [9] Hu Gang, Huang Feiyang, Shu Bin, et al. MAHACO: multi-algorithm hybrid ant colony optimizer for 3D path planning of a group of UAVs[J]. *Information Sciences*, 2025, 694: 121714.
- [10] 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.
- [11] Dorigo M, Maniezzo V, Colnani 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.

Design and simulation of path planning in ultra-low altitude airspace based on NHACO algorithm

SI Qingmin^{1,2}, ZHANG Hao¹, SHEN Xiaoyan³, LIU Zhaoyu², HAO Zhuohao¹

(1. School of Civil Aviation, Zhengzhou University of Aeronautics,

Zhengzhou 450046, China;

2. Henan Key Laboratory of General Aviation Technologies, Zhengzhou 450046, China;

3. Luoyang Beijiao Airport Co., Ltd., Luoyang 471099, China)

Abstract: To address the safety and efficiency issues of UAV path planning in complex urban environments, a novel hybrid ant colony optimization algorithm integrating the A* algorithm, Euclidean path and basic ant colony optimization algorithm is proposed, with the ultra-low altitude airspace below 120 meters as the application scenario. Firstly, the space is divided into 3D coordinate cells and modeled with urban buildings as static obstacles. Then, the optional point area is demarcated by combining the A* algorithm path and Euclidean path to balance global search and solution efficiency. An improved heuristic function with dynamic weights for horizontal and vertical deflection amounts is introduced, and the fitness function and pheromone evaporation coefficient are optimized to comprehensively consider the impacts of path distance, altitude variation and smoothness. Finally, comparative experiments between the NHACO algorithm and the basic ant colony optimization algorithm are conducted in the simulation scenario. The experimental results show that the total fitness value of the NHACO algorithm is increased by 27.24%, with a more optimal path length and better path smoothness. The proposed NHACO algorithm not only retains the global search advantage of the ant colony optimization algorithm, but also enhances the adaptability to complex environments through multi-dimensional optimization. It can provide technical support for the safe and efficient flight of UAVs in urban ultra-low altitude airspace, and also serve as a reference for the application of swarm intelligence algorithms in complex optimization problems.

Keywords: ultra-low altitude airspace; novel hybrid ant colony optimization algorithm; UAV; 3D path planning; flight safety

(责任编辑:唐立平)

引用格式 倪庆民,张浩,申晓燕,等.基于 NHACO 算法的超低空空域路径规划设计与仿真[J].山东航空学院学报,2026,43(4):45-52.

Si Qingmin,Zhang Hao,Shen Xiaoyan,et al. Design and simulation of path planning in ultra-low altitude airspace based on NHACO algorithm[J]. Journal of Shandong University of Aeronautics,2026,43(4):45-52.