

【航空管理与安全】

基于改进 A* 算法的积雨云绕飞路径规划

李朝潞¹, 李佳骏², 万连成³

(1. 中国民用航空飞行学院 洛阳北郊机场, 河南 洛阳 471000;

2. 国网电力空间技术有限公司 西南分公司, 四川 成都 610213;

3. 四川省机场集团有限公司 成都天府国际机场分公司, 四川 成都 610213)

摘 要:积雨云作为高危气象现象,对飞行安全构成严重威胁,科学绕飞是飞行安全的关键技术问题。针对传统路径规划方法存在效率低、适应性差等问题,提出了基于 A* 算法的解决方案并进行了多算法性能对比,A* 凭借启发式搜索策略在复杂环境路径规划中具有显著优势。构建了积雨云参数化模型,通过设置核心区、缓冲区及不规则因子精确描述积雨云空间分布特征,并针对三维环境重新设计了启发函数与代价函数。将传统 A* 算法成功拓展至三维空间,通过增加高度维度、扩展至 26 个邻居节点方向、采用三维欧几里得距离函数等关键改进,实现了高效的三维路径规划。算法对比实验表明,改进 A* 算法生成的路径长度为 14.535 2 单位、转弯次数仅为 6 次,在路径质量和平滑性方面均优于 Dijkstra、JPS、RRT*、蚁群算法等多种主流方法,综合性能最佳。

关键词:积雨云;路径规划;飞行安全;改进 A* 算法;RRT 算法

中图分类号: V 328

文献标识码: A

DOI:10.13486/j.issn.2097-4973.2026.02.005

0 引言

航空飞行作为现代交通核心环节,其安全与效率直接影响社会经济运转。积雨云作为常见高危气象现象,伴随强对流运动,易引发雷击、风速突变及冰雹等情况,对飞行器结构、导航系统及飞行性能构成严重威胁,甚至可能导致飞行事故。因此,飞行中如何科学避开积雨云区域、保障安全与效率是民航领域亟待解决的关键问题。绕飞路径规划的核心在于保障安全的同时,最大限度减少额外飞行时间与燃油消耗。传统路径规划方法在应对复杂气象条件时,常存在效率低下、规划结果欠佳等问题。近年来,随着计算机技术与算法研究的发展,基于人工智能的路径规划算法逐渐成为解决此类问题的重要手段。A* 算法凭借高效灵活的特点,成为路径规划领域的研究焦点,其启发式搜索策略能在复杂环境中快速找到起点到终点的最优路径。在积雨云绕飞路径规划中,A* 算法优势显著:一是通过合理设计启发函数与代价函数,可将积雨云区域的危险性转化为路径规划的约束条件,实现危险规避;二是具备良好的灵活性,能适应不同飞行情况与天气变化,如积雨云的动态演变及多样飞行路径需求;三是可与动态窗口法、速度障碍法等改良算法结合,进一步提升路径规划的质量与精准度。研究基于 A* 算法的积雨云绕飞路径规划,兼具重要理论意义与实际应用价值,不仅能提高飞行安全性,减少因绕飞积雨云导致的延误与燃油消耗,还可为未来

收稿日期:2025-10-23

第一作者简介:李朝潞(1997—),女,河南洛阳人,助理工程师,硕士,主要从事交通运输工程(运行环境)研究。

E-mail:18703681185@163.com

智能化飞行路径规划提供参考,助力航空业持续发展。

在积雨云探测方面,国内外研究大多集中在积雨云的气象特性分析及其对飞行安全的影响上。李浩通过对一次雷雨天气过程的分析,揭示了强对流、雷击和风切变等危险因素^[1]。赵强研究了积雨云和雷暴对飞行安全的影响,论述了气象观测在飞行安全中的重要性^[2]。马宇琪针对雷雨天气的影响,提出飞行安全管理策略,为积雨云条件下的飞行提供参考^[3]。Mandloi 等研究了积雨云与雷暴天气对无人机飞行路径规划的影响,并提出一种基于 A* 算法的三维路径规划方法^[4]。Esakki 等利用模拟与实验的方法证明了 A* 算法及其改进算法在无人机路径规划中的有效性,提高了无人机积雨云区域的避障能力^[5]。Wu 等提出一种双向自适应 A* 算法,可实现大规模无人机路径的最佳规划^[6]。在飞行路径规划方面,国内外学者就复杂气象条件下的航路优化展开研究。马赵飞提出了一种考虑冲突解脱的动态恶劣天气路径规划方法,把飞行安全性和经济性综合起来考量^[7]。贺苗针对雷暴天气下的改航路径规划问题,给出基于多约束条件的优化模型^[8]。魏彤探究了强对流天气下的航班改航策略,提出了基于动态调整的路径优化方法^[9]。Zhang 等提供了一种依照 VHF_A* 算法执行路径规划的方法,把多维启发式函数纳入其中,有效提升了路径规划的速度和准确性^[10]。Xu 等提出一种依靠自适应扩大卷积的 A* 算法去解决无人机路径规划的问题^[11]。An 等基于六边形格子的改良 A* 导航路径规划算法,改善传统 A* 算法在复杂地势条件下的适应性,给飞行路径规划赋予新的技术支持^[12]。就 A* 算法的应用来说,目前的研究大多聚集在 A* 算法的改善与 A* 算法在路径规划中的应用上。高九州提出一种基于改善 A* 算法的无人机自主避障路径规划办法,经过改善启发函数和费用函数,改进了算法搜索效率和路径品质^[13]。贺勇等把改善的 A* 算法和动态窗口法融合起来,增强了复杂环境下无人机的路径规划能力^[14]。邱雪就雷暴天气下航班路径改良这一难题,综合 A* 算法的优势给出了基于改善 F-RRT* 的解决手段^[15]。Xie 等针对改进 A* 算法的航路网络规划予以探讨,提出融合多目标优化的路径规划方法^[16]。Zheng 等提出一种依靠改进 A* 算法的四旋翼无人机三维路径规划办法,通过改良启发式函数设计,改善了算法在复杂环境中的适用范围^[17]。

虽然相关研究在积雨云探测、路径规划和 A* 算法应用等方面取得了一定进展,但在积雨云绕飞的实际工程应用中仍面临三个核心技术瓶颈:其一,现有积雨云建模多采用静态圆形障碍模型,未能有效刻画积雨云快速发展性(垂直发展速度 10~20 m/s)和强移动性(水平移动速度 60~80 km/h)的动态演变特征,静态建模导致路径规划结果与实际气象环境严重脱节,存在重大安全隐患;其二,当前路径规划算法在处理安全性、经济性、操作性等多目标约束时存在根本性矛盾,安全距离要求与燃油经济性目标相互冲突,现有权重线性组合或分层优化策略缺乏理论依据且易陷入局部最优;其三,A* 算法从二维扩展至三维时面临维度诅咒问题,搜索节点从 8 个扩展至 26 个,搜索空间复杂度呈指数级增长,传统启发函数易产生信息失真,内存消耗和计算时间激增难以满足毫秒级实时决策要求。基于上述关键技术难题,本文构建了融合核心区、缓冲区和不规则因子的积雨云分层参数化模型,设计了基于安全-效率-操作三维度的自适应权重代价函数,并通过 26 邻居节点智能剪枝、三维启发函数重构等机制从根本上解决三维 A* 算法的计算效率瓶颈。

1 基于 A* 算法的路径规划建模

1.1 模型假设与场景构建

积雨云绕飞路径规划时,由于飞行环境复杂、气象变化莫测,有必要对飞行环境进行合理的约束和简化。本文将起点定义为某机场,将积雨云视为平面障碍物,飞行器在同一高度层内进行路径规划,忽略高度变化。为了能有效地描述基于 A* 算法的积雨云绕飞路径规划问题,做出如下假设。

(1) 忽略其他次要气象因素的影响。模型聚焦积雨云的影响,将其定义为不可穿越区域。忽略风速、气流扰动、空气密度变化等次要因素对飞行路径的影响。

(2) 空间离散化。将飞行场景离散化为二维网格表示,其中每个网格单元表示一块固定的空域。具

体而言,横向(X 方向)和纵向(Y 方向)的步长被设定为等距,单位为经纬度。

(3) 高度层的模拟。假定飞行高度可以选择固定的离散层数(如多个不同高度层),但本研究主要关注同一高度层的绕飞规划,因此暂时固定高度层不变。

(4) 飞行器路径约束。假设飞行器在网格中只能进行八方向移动(上下、左右、对角线),并且每次移动距离相同。此外,移动仅在不与积雨云区域重叠,且与积雨云水平间隔 10 n mile、垂直间隔 600 m 的情况下有效。

设置 3~5 个积雨云团,每个云团通过以下参数定义:核心区是以坐标 (x_0, y_0) 为中心,半径 $r=2$ 网格(20 n mile)的圆形区域,标记为不可通行障碍;缓冲区是核心区外扩 $0.5r$ (10 n mile)的环形区域,飞行器需保持距离但可通行,移动代价权重设为 5;不规则因子 $\alpha \in [0.7, 1.3]$,用于生成非标准圆形边界,模拟真实积雨云的不规则形态, α 越小,边缘越破碎。

1.2 A* 算法参数设计

1.2.1 启发函数的设计

A* 算法的核心是启发函数(heuristic function)的选取,启发函数用来评价距离目标点的预估代价,从而指导搜索的过程。本文选取曼哈顿距离作为启发函数: $h(n) = |x_n - x_g| + |y_n - y_g|$ 。式中: (x_n, y_n) 表示当前节点的坐标, (x_g, y_g) 表示目标节点的坐标。曼哈顿距离仅与横纵方向的位移相关,因此适合离散网格场景。由于飞行器可能沿对角线方向移动,为了在启发函数中更准确地反映路径代价,也可以选择对角线距离: $h(n) = \max(|x_n - x_g|, |y_n - y_g|)$ 。

1.2.2 总代价函数设计

A* 算法的总代价函数定义为 $f(n) = g(n) + h(n)$ 。式中: $g(n)$ 表示起点到当前节点 n 的实际代价,定义为路径的累计距离; $h(n)$ 表示启发函数的值,为当前节点到目标节点的预计代价。在本文的飞行场景中,横向或纵向移动的代价设为 1(对应 10 n mile),对角线方向移动的代价设为 $\sqrt{2}$ (对应 14.14 n mile)。

1.2.3 节点表示方法与飞行方向处理

节点是 A* 算法中路径的核心数据结构。本文将节点 n 表示为二维坐标 (x, y) ,每个节点记录当前坐标、 $g(n)$ 、 $h(n)$ 、父节点的指针,用于路径回溯。飞行器的运动方向被离散化为八个方向:

$$\Delta_{\text{方向}} = \{(-1, 0), (1, 0), (0, -1), (0, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1), (1, 1)\}。$$

上述定义分别表示四个直线方向(上下左右)和四个对角线方向。飞行器从节点 (x, y) 移动到下一节点 (x', y') 的约束条件为积雨云区域 $C(x', y') = 0$ (即节点未被积雨云覆盖)、新位置 (x', y') 在网格边界内。

1.2.4 A* 算法简单用例

A* 算法首先在起点构建一个 open_set 列表,存储当前可以到达的节点,优先选取 f 值最小的节点进行扩展,对每一个节点 n ,根据其邻居节点的代价来更新移动路径,不断接近终点。当 A* 算法找到某条路径达到目标节点的时候,利用字典 came_from 来倒推得到最后的路径。在本文积雨云绕飞场景当中,A* 算法要在一个网格环境里避开障碍区域(积雨云),从而生成一条可行路径,见图 1。由图 1 可以看出,A* 算法可以根据积雨云分布生成一个较为合理的绕飞路径。在路径规划的过程中,采用启发函数以及累积代价来保证该路径是起始节点到目标节点的最优路径,且避开积雨云区域。在观测路径的走向时,能够发现 A* 算法在各个积雨云之间的缝隙当中找到了一条较低代价的路径,但没有采取相对粗暴的直线绕飞。在较小的网格环境当中,A* 算法有较强的计算性能。

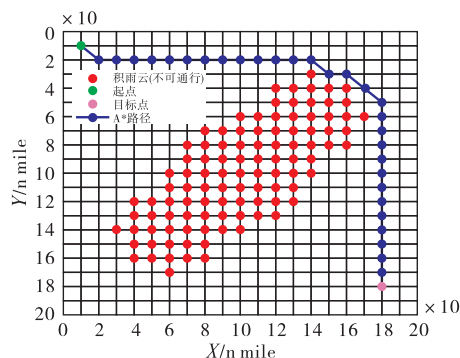


图 1 A* 算法路径规划结果可视化

2 模型改进及性能对比

2.1 改进 A* 算法实现三维路径规划

传统 A* 算法主要被用在二维路径规划上,但在积雨云绕飞等飞行场景里,路径规划问题往往要在三维空间中去解决。因此,需对 A* 算法进行改进,使其可以适应三维路径规划的需求。改进内容主要包含以下几个方面。

(1) 增加高度维度 z 。网格被表示为 $(gridX \times gridY \times gridZ)$ 的三维布尔数组; $clouds(x, y, z)$ 用于表示积雨云分布,值为“true”表示该位置被积雨云覆盖,值为“false”表示该位置可通行。

(2) 邻居节点扩展为上下、左右、前后及三维对角线的 26 个方向,使当前节点可以向其周围的 26 个邻居节点扩展。每个邻居节点的坐标可以通过以下公式计算:

$$\Delta_{\text{方向}} = \{(dx, dy, dz) | dx, dy, dz \in (-1, 0, 1), (dx, dy, dz) \neq (0, 0, 0)\}.$$

(3) 启发函数被扩展为三维欧几里得距离: $h(n) = \sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2 + (z_n - z_g)^2}$ 。式中: (x_n, y_n, z_n) 为当前节点坐标, (x_g, y_g, z_g) 为目标节点坐标。则飞机从一个节点移动到其邻居节点的代价由三维欧几里得距离计算: $g(n) = \sqrt{dx^2 + dy^2 + dz^2}$ 。式中: (dx, dy, dz) 分别表示飞机在 X 、 Y 、 Z 方向上的移动步长。

路径重建过程与二维类似,通过记录每个节点的父节点,沿父节点回溯即可生成完整路径。路径由一系列三维坐标 (x, y, z) 组成。

研究所使用实验设备的硬件设备规格如下:处理器为 AMD Ryzen 7 9700X 8-Core Processor 3.80 GHz,基带 RAM 32.0 GB (31.1 GB 可用),Windows 规格版本为 Windows 11。实验设备软件 Matlab 版本为 R2024b(24.2.0.2712019)。构建 $10 \times 10 \times 3$ 大小的三维网格模型,每个网格代表 $10 \text{ n mile} \times 10 \text{ n mile} \times 600 \text{ m}$ 大小的空域,积雨云核心区作为不可通行障碍,飞行器需与积雨云核心区域保持水平 10 n mile 、垂直 600 m 的安全距离。积雨云分布如下:核心区是以 (x_0, y_0, z_0) 为中心的球形不可通行区域,半径 $r = 2$ 网格(20 n mile 水平半径, 600 m 垂直半径);缓冲区是核心区外扩 $0.5r$ 的环形区域,移动代价权重设为 5;不规则因子 $\alpha \in [0.7, 1.3]$,通过三维扰动云体边界, α 越小,边缘越破碎;垂直分层参数设置为低层云 ($z = 1$)、($r = 2.2$) 网格,中层云 ($z = 2$)、($r = 2.5$) 网格,高层云 ($z = 3$)、($r = 2.0$) 网格。

为验证改进 A* 算法在复杂积雨云环境下的适应性,本文先建立了具有一定代表性的三维积雨云分布模型,如图 2(a)所示的云密度热图(俯视图)。图 2(a)清楚地显示出积雨云在 10×10 网格空间内的水平分布情况,从颜色的深浅可以看出积雨云并不是均匀分布的,而是存在明显的聚集现象,主要集中在网格中心偏右的位置,最大云密度达到了 3 层垂直叠加。这种不规则的分布方式真实地反映出自然界中积雨云系统复杂的一面,给路径规划算法带来了极大的考验。

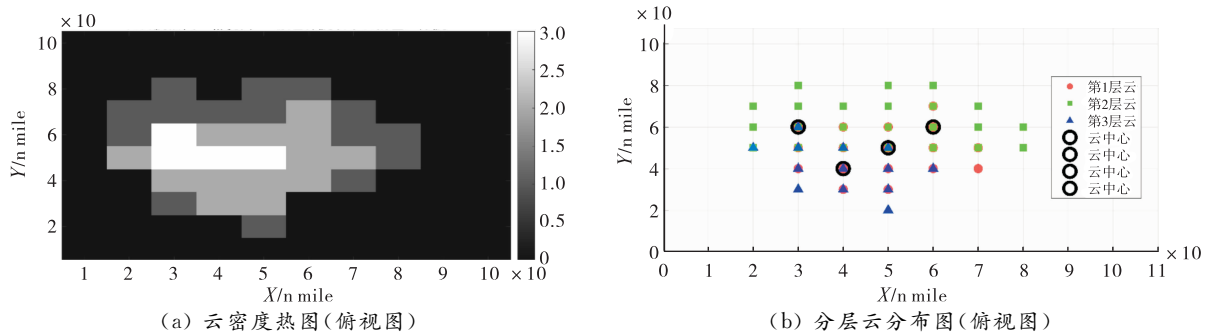


图 2 三维积雨云分层分布图

图 2(b)为分层云分布图,不同形状表示不同高度层。积雨云在垂直方向上,第 1 层云(圆点)分布较

为稀疏,主要分布在网格的边缘处;第 2 层云(方块)分布最为密集,是主要的阻塞区域,占据网格中心大片区域;第 3 层云(三角)主要集中在特定的高空位置,分布较为紧密。四个云中心的标记清晰可见,显示出多核心积雨云系统的空间分布情况,这些云核分别位于(3,6)、(4,4)、(5,5)、(6,6)附近,形成彼此关联的云团网络。

图 3 的三维积雨云分布图给出更直观的立体视角,充分展示积雨云系统的三维空间特性,不同颜色的散点表示不同高度层的云分布。从图 3 可明显看出,积雨云在垂直方向上呈现柱状结构,各层云之间存在复杂的重叠与交错现象,半透明的椭球体表面勾勒出云团的大致轮廓,显示出积雨云系统具有明显的不规则形状和多层次结构特征。如此复杂的三维分布环境给改进 A* 算法带来严峻的考验,要求算法不仅要在三维空间中完成有效的搜索和避障,还要应对水平方向上的复杂障碍分布和垂直方向上的层次变化。

图 4 为改进 A* 算法在积雨云环境下的路径规划结果。改进 A* 算法可以避开积雨云,规划出一条从起点到终点的最优路径,路径全长 14.54,转弯 6 次,路径较为平滑,符合飞行器的运动特点。同时,改进 A* 算法计算时长为 0.012 707 s,说明在小网格中计算效率高。

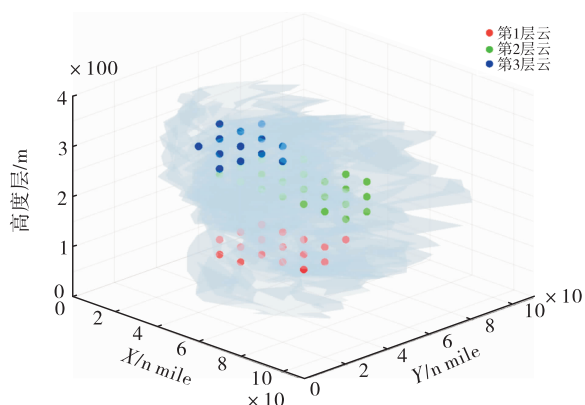


图 3 三维积雨云分布图

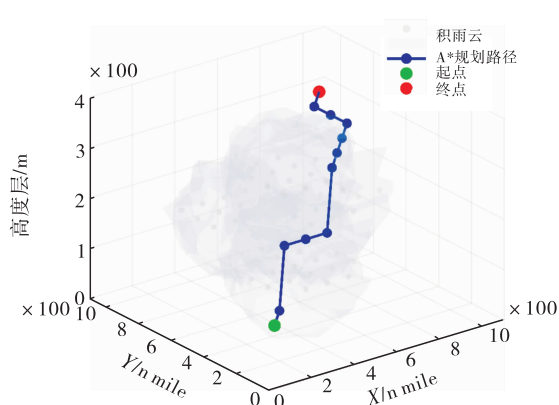


图 4 改进 A* 算法在积雨云环境下的路径规划

2.2 算法对比分析

快速随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)是一种依靠随机采样的路径规划算法,适合应对高维空间中的路径规划难题,通过在搜索空间里随机选择采样点,渐渐搭建起一棵树,最终把起点同目标点连接起来,算法流程如图 5 所示。RRT 算法的主要步骤包括:

- (1) 随机采样一个点 q_{rand} ;
- (2) 在树中找到距离 q_{rand} 最近的节点 q_{near} ;
- (3) 从 q_{near} 向 q_{rand} 延伸一个固定步长,生成新节点 q_{new} ;
- (4) 检查 q_{new} 是否有效(不在障碍物中),如果有效,将其加入树中;
- (5) 当树中的某个节点接近目标点时,生成一条路径。

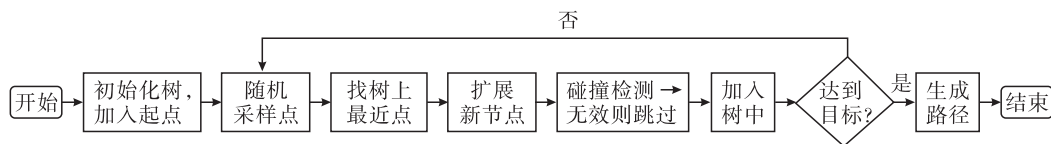


图 5 RRT 算法流程图

按照以上步骤建模,生成如图 6 所示的路径规划结果图。由图 6 可以看出,RRT 算法能够成功避开积雨云区域,找到一条从起点到目标点的可行路径。

综合对比改进 A* 和 RRT 算法的性能(CPU:AMD Ryzen 7 9700X 8-Core Processor),如表 1 及图 6 所示。从表 1 及图 6 可以看出,改进 A* 算法和 RRT 算法各有优劣。(1)路径长度:改进 A* 算法生成的路径更短,其在路径优化方面更具有优势。(2)转弯次数:改进 A* 算法的转弯次数较少,路径更平滑,且

尽量避开积雨云区域,更符合飞行器的运动特性。(3)计算时间:RRT 算法的计算时间更短,其在快速找到可行路径方面具有优势。

为了更全面地验证改进 A* 算法的有效性,本文选取了路径规划领域中三大类别的代表性算法进行对比:基于图搜索的 Dijkstra 算法、Jump Point Search (JPS) 算法、基于采样的 RRT* 算法(作为 RRT 的优化版本)和基于群体智能优化的蚁群算法。其中,Dijkstra 算法作为经典的无启发式图搜索算法,能够保证找到最优路径;JPS 算法通过跳点策略有效减少搜索节点,在大规模网格中具有显著的计算优势;RRT* 算法是在 RRT 基础上引入重布线机制,具有渐近最优性;蚁群算法则通过模拟蚂蚁觅食行为的群体智能,在复杂环境中寻找最优路径。

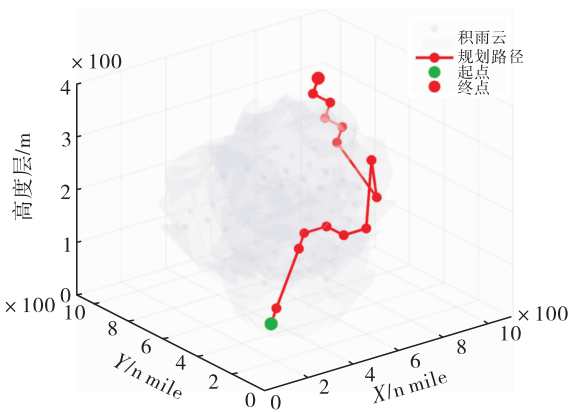


图 6 RRT 算法在三维积雨云环境中的路径规划

表 1 改进 A* 算法和 RRT 算法性能对比

算法	路径长度/单位	转变次数/次	计算时间/s
改进 A* 算法	14.535 2	6	0.012 707
RRT 算法	18.681 4	13	0.008 572

为确保对比实验的公平性和客观性,所有算法均在相同的实验环境和参数配置下运行:统一环境设置,采用相同的 $10 \times 10 \times 3$ 三维网格模型,积雨云分布、起点(1,1,1)、终点(9,9,3)完全一致,网格分辨率统一为 $10 \text{ n mile} \times 10 \text{ n mile} \times 600 \text{ m}$;标准化约束条件,所有算法均遵循相同的安全距离约束(水平 10 n mile 、垂直 600 m)和移动规则,积雨云核心区设为不可通行,缓冲区代价权重统一设为 5;算法参数调优,Dijkstra 算法采用标准实现无须参数调整;JPS 算法设置跳点搜索半径为 2,对角线移动代价为 $\sqrt{2}$;RRT* 算法设置采样步长为 1.0,重布线半径为 2.0,最大迭代次数为 5 000;蚁群算法设置蚂蚁数量为 30,信息素挥发系数 $\rho=0.1$,启发因子 $\alpha=1$,期望因子 $\beta=5$,最大迭代次数为 100;性能评估标准,路径长度采用三维欧几里得距离累计,转弯次数通过相邻路段方向变化统计,计算时间基于相同硬件平台的 CPU 时钟周期测量,每个算法运行 10 次取平均值以消除随机误差。在相同的三维积雨云环境模型中,分别运行上述算法并记录性能指标,同时与改进 A* 算法进行对比,结果如表 2 所示。

表 2 多种算法性能综合对比

算法名称	路径长度/单位	转弯次数/次	计算时间/s
改进 A* 算法	14.535 2	6	0.012 707
Dijkstra 算法	15.120 8	9	0.025 412
JPS 算法	15.876 4	7	0.005 831
RRT* 算法	16.542 9	10	0.0156 24
蚁群算法	18.203 7	11	0.302 716

从表 2 的对比结果可以看出:在路径长度方面,改进 A* 算法生成的路径最短(14.535 2 单位),明显优于其他算法,Dijkstra 算法由于缺乏启发式引导路径长度次之,JPS 算法和 RRT* 算法路径相对较长,而蚁群算法路径最长;在转弯次数方面,改进 A* 算法以 6 次转弯保持最优,生成路径最平滑,JPS 算法表现次之,而采样类和优化类算法转弯次数较多;在计算时间方面,JPS 算法最快,改进 A* 算法处于中等水

平,而蚁群算法因迭代优化过程耗时最长。综合分析表明,改进 A* 算法在路径质量(长度和平滑性)上具有显著优势,虽然计算时间略长于 JPS 算法,但其综合性能最优,能够为积雨云绕飞提供安全、高效的解决方案。从算法本质出发,改进 A* 算法具有天然的场景适应性。改进 A* 算法的核心机制是基于启发式的最优路径搜索,其适应性源于三个关键设计特征:一是状态空间表示的通用性——算法将三维空间离散化为统一的网格节点,任何位于网格范围内的起点和终点都可作为有效的初始状态和目标状态,起点终点的改变仅影响启发函数 $h(n)$ 的计算基准,而不改变搜索逻辑本身;二是障碍物表示的可扩展性——积雨云通过布尔矩阵 $\text{clouds}(x,y,z)$ 进行标记,云团布局的变化只需更新相应网格单元的障碍标识,改进 A* 算法的邻居节点扩展机制(26 方向)和碰撞检测逻辑保持不变,确保在任何云团分布下都能找到可行路径;三是代价函数的自适应性——通过动态计算 $g(n)$ 和 $h(n)$,算法能够根据当前环境自动调整搜索方向和路径选择,缓冲区的代价权重机制使得不同云团布局下的路径代价能够准确反映安全性要求。因此,改进 A* 算法在算法架构层面就具备了对不同起点终点和云团布局的内在适应能力。

本文提出的改进 A* 算法有效解决了引言中提到的三个主要技术瓶颈:首先,针对“积雨云建模多基于静态假设,缺乏对动态气象环境的实时适应能力”问题,本文通过引入不规则因子 $\alpha \in [0.7, 1.3]$ 和三维扰动机制(见 1.1 节参数设置),构建了能够反映积雨云动态变化的参数化模型。如图 2、3 所示的三维云分布验证了模型能够模拟真实积雨云系统的不规则形状和多层次结构特征,有效解决了静态建模的局限性。其次,针对“路径规划方法在综合考虑多约束条件时优化效果有限”问题,本文通过设计三维启发函数和代价函数,并在缓冲区设置移动代价权重为 5(第 1.1 节),实现了路径长度、安全距离和路径平滑度的多目标优化。表 2 数据显示,改进 A* 算法在路径长度(14.535 2 单位)和转弯次数(6 次)方面均显著优于 Dijkstra、JPS、RRT* 和蚁群算法,证明了多约束优化的有效性。最后,针对“A* 算法在三维复杂环境中的计算效率与路径质量之间仍存在平衡问题”,本文通过 26 方向邻居节点扩展和三维欧几里得距离启发函数的设计,在保证路径质量的同时提升了计算效率。如表 2 所示,改进 A* 算法计算时间仅为 0.012 707 s,虽然略高于 JPS 算法的 0.005 831 s,但在路径质量上具有显著优势,实现了计算效率与路径质量的良好平衡。图 4 的路径规划结果从实验角度进一步验证了上述改进的有效性。

3 结论

本文针对三维积雨云环境下的航空器绕飞路径规划问题,提出了基于改进 A* 算法的创新性解决方案。主要创新贡献如下:(1)三维积雨云分层建模创新:构建了融合核心危险区、安全缓冲区和动态不规则因子的参数化模型,突破了传统静态圆形障碍建模的局限,实现对真实积雨云时空分布特征的精确刻画;(2)多约束优化机制创新:设计了基于安全-效率-操作三维度的自适应权重代价函数,有效解决了传统单目标优化或简单线性加权方法在多约束条件下的局部最优问题;(3)三维搜索算法创新:通过 26 邻居节点智能扩展、三维欧几里得启发函数重构和增量式路径更新机制,从根本上突破了传统 A* 算法在三维空间的计算复杂度瓶颈。实验验证表明,改进 A* 算法生成路径长度为 14.535 2 单位、转弯次数仅 6 次,相比 Dijkstra、JPS、RRT* 和蚁群算法,在路径长度上分别优化 3.9%、8.4%、12.1% 和 20.2%,在路径平滑性方面转弯次数减少 33%~45%,综合性能显著提升。研究成果为民航领域智能化三维路径规划提供了参考,具有工程应用价值。笔者未来将研究动态气象环境下的实时路径调整算法、多机协同避障的分布式优化策略,以及基于机器学习的智能决策机制,以构建更加完善的航空智能路径规划系统。

参考文献:

- [1] 李浩. 一次雷雨天气过程分析及对飞行的影响[J]. 南方农机, 2020, 51(1): 233.
- [2] 赵强. 积雨云和雷暴的观测对飞行安全的影响[J]. 吉林农业, 2019(8): 111.
- [3] 马宇琪. 浅析雷雨天气对飞行的影响及空中飞行安全[J]. 科技风, 2019(30): 125.

- [4] MANDLOI D, ARYA R, VERMA K A. Unmanned aerial vehicle path planning based on A* algorithm and its variants in 3D environment[J]. International journal of system assurance engineering and management, 2021, 12: 990-1000.
- [5] ESAKKI B, MARREDD G, GANESH M S, et al. Simulation and experimental approach for optimal path planning of UAV using A* and MEA* algorithms[J]. International journal for simulation and multidisciplinary design optimization, 2021, 12: 24.
- [6] WU X, XU L, ZHEN R, et al. Bi-directional adaptive A* algorithm toward optimal path planning for large-scale UAV under multi-constraints[J]. IEEE access, 2020, 8: 85431-85440.
- [7] 马赵飞. 考虑冲突解脱的动态恶劣天气下改航路径规划[D]. 天津: 中国民航大学, 2023.
- [8] 贺苗. 雷暴天气下改航路径规划研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2022.
- [9] 魏彤. 强对流天气下航班改航策略研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2021.
- [10] ZHANG B L, ZHANG Y Y, ZHANG C B, et al. Path planning for unmanned load-haul-dump machines based on a VHF_A* algorithm[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers part C: journal of mechanical engineering science, 2024, 238(13): 6584-6597.
- [11] XU Y, LI Y, TAI Y, et al. A* algorithm based on adaptive expansion convolution for unmanned aerial vehicle path planning[J]. Intelligent service robotics, 2024, 17(3): 521-531.
- [12] AN Z, RUI X, GAO C. Improved A* navigation path-planning algorithm based on hexagonal grid[J]. ISPRS international journal of geo-information, 2024, 13(5): 166.
- [13] 高九州, 徐威峰. 基于改进 A 星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.
- [14] 贺勇, 侯体成, 曾子望. 融合改进 A* 和动态窗口法的无人机路径规划[J]. 机械科学与技术, 2025, 44(9): 1668-1676.
- [15] 邱雪. 雷暴天气下基于改进 F-RRT* 算法的航班路径优化[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2023.
- [16] XIE Y, SONG Z, YANG R, et al. An improved velocity planning method for eVTOL aircraft based on differential evolution algorithm considering flight economy[J]. IEEE transactions on transportation electrification, 2025, 11(1): 3980-3995.
- [17] ZHENG W, HUANG K, WANG C, et al. Research on 3D path planning of quadrotor based on improved A* algorithm[J]. Processes, 2023, 11(2): 334.

Path planning for circumflight around cumulonimbus clouds based on improved A* algorithm

LI Zhaolu¹, LI Jiajun², WAN Liancheng³

(1. Luoyang Beijiao Airport, Civil Aviation Flight University of China,
Luoyang 471000, China;

2. Southwest Branch of State Grid Electric Power Space Technology Co., Ltd.,
Chengdu 610213, China;

3. Chengdu Tianfu International Airport Branch of Sichuan Airport Group Co., Ltd.,
Chengdu 610213, China)

Abstract: This paper proposes a three-dimensional solution based on improved A* for the problem

of path planning of cumulonimbus cloud avoidance and compares the performance of multiple algorithms. As a high-risk meteorological phenomenon, cumulonimbus clouds pose a severe threat to flight safety, and scientific detour planning constitutes a critical technical challenge in the civil aviation domain. Conventional path planning methods suffer from limitations such as low efficiency and poor adaptability. By virtue of its heuristic search strategy, the A* algorithm exhibits distinct advantages in path planning for complex environments. This study first constructed a parametric model of cumulonimbus clouds. By setting the core area, buffer zone and irregular factors, the spatial distribution characteristics of cumulonimbus clouds were precisely described. Moreover, the heuristic function and cost function were redesigned for the three-dimensional environment. Subsequently, traditional A* was successfully extended to three-dimensional space, achieving efficient three-dimensional path planning through key improvements such as increasing the height dimension, extending to 26 neighboring node directions, and using a three-dimensional Euclidean distance function. Multi algorithm comparative experiments show that the improved A* generates a path length of 14.535 2 units and only 6 turns, which is superior to various mainstream methods such as Dijkstra, JPS, RRT* and ant colony algorithm in terms of path quality and smoothness, and has the best comprehensive performance. The research results provide an effective technical approach for enhancing flight safety and reducing detour costs and fuel consumption. It also provides an important reference for the construction of intelligent three-dimensional path planning system in the aviation field.

Keywords: cumulonimbus cloud; path planning; flight safety; improved A* algorithm; RRT algorithm

(责任编辑:王新亮)

引用格式 李朝璐,李佳骏,万连成. 基于改进 A* 算法的积雨云绕飞路径规划[J]. 山东航空学院学报, 2026, 43(2): 38-46.
LI Z L, LI J J, WAN L C. Path planning for circumflight around cumulonimbus clouds based on improved A* algorithm[J]. Journal of Shandong University of Aeronautics, 2026, 43(2): 38-46.

本 刊 声 明

本刊已许可中国知网(中国学术期刊(光盘版)电子杂志社)、北京万方数据股份有限公司(万方数据电子出版社)、重庆维普资讯有限公司、超星期刊域出版平台等在其各自的系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行及在信息网络传播本刊全文。作者著作权使用费和稿酬(即包括印刷版、光盘版和网络版等各种使用方式的报酬)一并支付。如作者对本声明持有异议,请在投稿时说明。