

【航空管理与安全】

基于梯度下降与 A^* 算法融合的
无人机路径规划研究高耀辉¹, 王依萍², 冯伟伟¹

(1. 山东航空学院 机场学院, 山东 滨州 256603;

2. 山东航空学院 航空工程学院, 山东 滨州 256603)

摘 要:针对 A^* 算法在无人机路径规划中平滑度不足、与障碍物距离过近等问题, 提出一种梯度下降与 A^* 算法融合的无人机路径规划算法——融合梯度下降的 A^* 算法。基于 26 邻域搜索的 A^* 算法, 在三维环境中生成初始路径; 引入具有较强通用性和扩展性的梯度下降优化算法, 并结合无人机路径相关约束, 构建路径保持、远离障碍物和平滑性三个目标的复合函数, 对路径节点进行迭代优化, 实现路径的整体平滑与安全提升; 在三维复杂城市环境中进行仿真实验。结果表明, 融合梯度下降的 A^* 算法相较于原始的 A^* 算法, 路径长度减少 3.64%, 与障碍物最小距离增加 69.49%, 路径平滑度综合评分提高 54.56%。该算法有效提升了无人机在复杂环境中的飞行安全性与路径平滑性, 为无人机在复杂环境中路径规划领域提供了技术支撑。

关键词: A^* 算法; 梯度下降; 无人机; 路径规划; 平滑度

中图分类号: V 355.2 **文献标识码:** A DOI:10.13486/j.issn.2097-4973.2026.02.006

0 引言

随着人工智能、自动控制与传感技术的飞速发展, 无人机(UAV)凭借速度快、机动性高、成本低等优点, 已从最初的军事领域迅速扩展到民用领域, 如物流配送、农业植保、电力巡检、灾害救援、航拍摄影等^[1]。对无人机飞行来说, 要解决的核心问题就是如何规划一条安全、高效、距离又短的路径^[2]。

为有效解决无人机路径规划问题, 许多学者已提出多种成熟的路径规划算法, 如 RRT 算法^[3]、 A^* 算法^[4]、遗传算法^[5]等。其中, A^* 算法因具有搜索效率高、环境适应能力强等优势, 已成为求解最优路径的常用算法之一^[6], 吸引了国内外学者进行深入研究, 并在其优势基础之上提出了诸多改进策略。Fu 等将 A^* 算法原有的 8-邻域扩展为 16-邻域, 然后根据对称性原理剔除无效的搜索邻域, 将其细化为新的 8-邻域, 从而增强 A^* 算法的方向性, 提高搜索效率^[7]。Li 等在 A^* 算法中引入双向交替搜索(BAS)策略, 通过指数衰减对启发式函数进行加权, 并引入路径节点的滤波功能, 减少路径中的冗余节点, 有效减小转弯角度^[8]。李平伟等根据分析四旋翼无人机特性和风险因素, 提出了一种基于改进 A^* 算法在二维栅格地图中的多无人机路径规划方法^[9]。祝文杰等针对传统 A^* 算法存在重复搜索节点而影响算法运行效率的问

收稿日期: 2025-11-24

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2019GSF109105); 山东航空学院硕士研究生创新基金项目(SHSYCX19)

第一作者简介: 高耀辉(2002—), 男, 山东聊城人, 硕士研究生, 主要从事无人机路径规划研究。

E-mail: 2725392225@qq.com

通信作者简介: 冯伟伟(1979—), 女, 山东潍坊人, 副教授, 博士, 主要从事航空交通运输规划与管理研究。

E-mail: fwwclg@126.com

题,引入三维向量叉积,缩小了向周围节点的扩展范围,实现了在三维环境中的路径规划^[10]。屈景怡等通过三维空间拓展与优先遍历策略改进 A* 算法,采用关键节点保留技术减少冗余路径点,生成兼具平滑性与实时性的全局路径^[11]。

总结以上文献可以看出,A* 算法在路径规划领域具有高稳定性和鲁棒性,然而以上文献对 A* 算法的改进策略没有涉及路径与障碍物之间的距离,从而导致路径与障碍物距离过近,并且在路径平滑度方面,以减少路径转折点的方式提高平滑度,会导致路径中依旧存在较大转折节点,因此路径平滑度还需进一步提升。

梯度下降作为一种经典优化算法,因其原理简单、适用性广、收敛可控等优点,在机器学习、参数优化与路径平滑等领域应用广泛。近年来,也有学者尝试将梯度下降思想引入路径规划中,以优化路径的平滑性、安全性与能耗等指标。例如,杨帆等提出一种基于梯度优化的移动机器人路径规划算法,通过构建欧氏符号距离场来获取障碍物距离信息,并设计代价函数进行梯度下降优化,从而得到一条安全且平滑的路径^[12]。Heumos 等提出的路径引导随机梯度下降(PG-SGD)方法,成功用于大规模泛基因组图的低维布局,通过路径引导采样提高计算效率^[13]。这些研究表明,梯度下降不仅适用于连续空间中的参数优化,也能有效处理路径中的节点位置调整问题,具备良好的可扩展性与结构适应性。然而,现有将梯度下降应用于路径优化的研究多集中于二维地面移动机器人,且往往独立于 A* 算法的搜索过程;而梯度下降在其他领域的成功应用,也尚未系统性地与三维无人机路径规划相结合。因此,如何在保持 A* 算法高效搜索能力的同时,引入梯度下降对路径节点进行协同优化,以系统解决三维无人机路径中贴近障碍物、平滑性不足两大问题,仍是一个值得深入研究的课题。

本文针对上述问题,提出一种融合梯度下降的 A* 算法,聚焦路径与障碍物距离过近、路径平滑度不足两大核心问题,通过构建多目标复合函数并采用梯度下降进行节点迭代优化,从而在三维复杂环境中实现安全、平滑、高效的无人机路径规划。

1 A* 算法

1.1 A* 算法原理

A* 算法是一种在图形或网格中寻找从起始节点到目标节点最优路径的启发式搜索算法^[14],它融合 Dijkstra 算法^[15]的完备性和贪心最佳优先搜索^[16]的高效性,不仅能得到最优性的路径,还能显著降低计算复杂度。

A* 算法的核心原理是通过评估每个潜在路径节点的“代价”来决定搜索方向,找到从起点到终点的最小代价路径,使用评价函数 $f(n)$ 指导搜索方向,公式为

$$f(n) = g(n) + h(n)。$$

式中: $g(n)$ 为从起点到当前节点 n 的实际移动代价, $h(n)$ 为从当前节点 n 到目标节点的启发式估计代价。其中,要保证 A* 算法生成最短路径,则 $h(n)$ 必须满足

$$\begin{cases} h(n) \leq h^*(n), \\ h(m) \leq h(n) + \text{cost}(m, n)。 \end{cases}$$

式中: $h^*(n)$ 为实际最小代价, $\text{cost}(m, n)$ 为节点 m 和节点 n 之间的代价。

启发式函数 $h(n)$ 的选择直接影响搜索效率与路径最优性,常见的启发式函数包括曼哈顿距离、切比雪夫距离和欧几里得距离。

曼哈顿距离:适用于在规则网格中仅允许沿坐标轴方向移动的场景,其表达式为

$$D_{Man} = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| + |z_1 - z_2|。$$

切比雪夫距离:允许在网格中沿对角线方向移动,其表达式为

$$D_{Che} = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|, |z_1 - z_2|)。$$

欧几里得距离:表示空间中两点间的直线距离,其表达式为

$$D_{Euc} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}.$$

曼哈顿距离计算简单,但仅适用于运动受限于正交方向的模型;切比雪夫距离可进行多方向扩展的邻域模型,但其估计值偏大,影响搜索效率;欧几里得距离具有良好的可微性与几何一致性,便于与后续梯度下降优化算法结合,实现路径节点的平滑调整,并且无人机可在三维空间中沿多个方向运动。欧几里得距离能更准确地反映节点间的实际代价,较之于曼哈顿距离和切比雪夫距离具有更高的估计精度。因此本文启发式函数 $h(n)$ 采用欧几里得距离来计算,公式为

$$h(n) = \sqrt{(x_t - x_n)^2 + (y_t - y_n)^2 + (z_t - z_n)^2}.$$

式中: (x_n, y_n, z_n) 为当前节点坐标, (x_t, y_t, z_t) 为目标节点坐标^[17]。

1.2 基于 26 邻域搜索模型的 A* 算法

在网格式的三维环境路径规划中,A* 算法可使用多种邻域搜索模型,其中比较常用的为 6 邻域搜索模型、18 邻域搜索模型和 26 邻域搜索模型^[18],如图 1 所示,中心节点表示当前节点,外围节点表示下一步可搜索的节点。

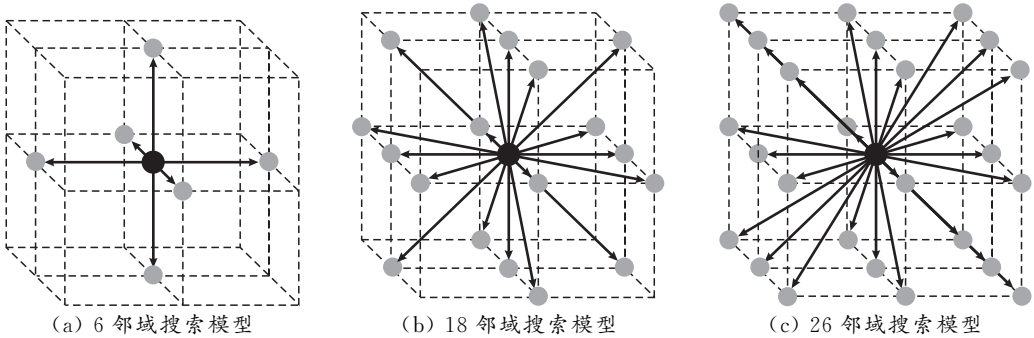


图 1 不同邻域搜索模型示意图

构建 $5\text{ m} \times 5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的三维自由空间,以起点坐标 $(0,0,0)$, 终点坐标 $(5,4,5)$ 为例,将三种基于不同邻域搜索模型的 A* 算法应用于三维环境中,生成对应路径,如图 2 所示。根据三种邻域搜索模型的 A* 算法所规划的路径,可得出各路径的运行时间、路径长度和路径总转折角度,如表 1 所示。

表 1 不同邻域规划的路径指标

指标	6 邻域	18 邻域	26 邻域
运行时间/s	0.074	0.053	0.015
路径长度/m	14.000	9.899	8.342
总转折角度/(°)	1 170.000	360.000	70.529

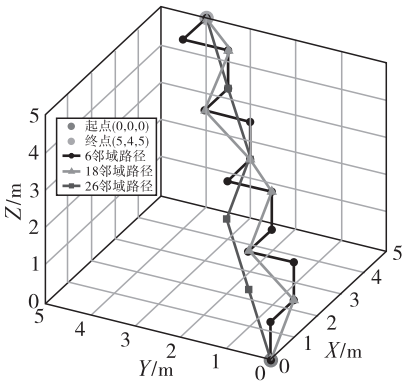


图 2 不同邻域路径图

由表 1 可以看出,基于 26 邻域搜索模型的 A* 算法相较于 6 邻域搜索模型的 A* 算法规划的路径在运行时间上减少 0.059 s,同比减少 79.73%;路径长度减少 5.658 m,同比减少 40.41%;路径总转折角度减少 $1\,099.471^\circ$,同比减少 93.97%;相较于 18 邻域搜索模型的 A* 算法规划的路径在运行时间上减少 0.038 s,同比减少 71.70%;路径长度减少 1.557 m,同比减少 15.73%;路径总转折角度减少 289.471° ,同比减少 80.41%。根据以上数据分析,基于 26 邻域搜索模型的 A* 算法,能够有效节约计算资源,并且可以使无人机的飞行路径长度更短、转弯角度更小。因此,本文选用 26 邻域搜索模型作为 A* 算法的搜索模型,并在此基础上进一步优化。

1.3 A* 算法流程

A* 算法的具体流程^[19],如图 3 所示。

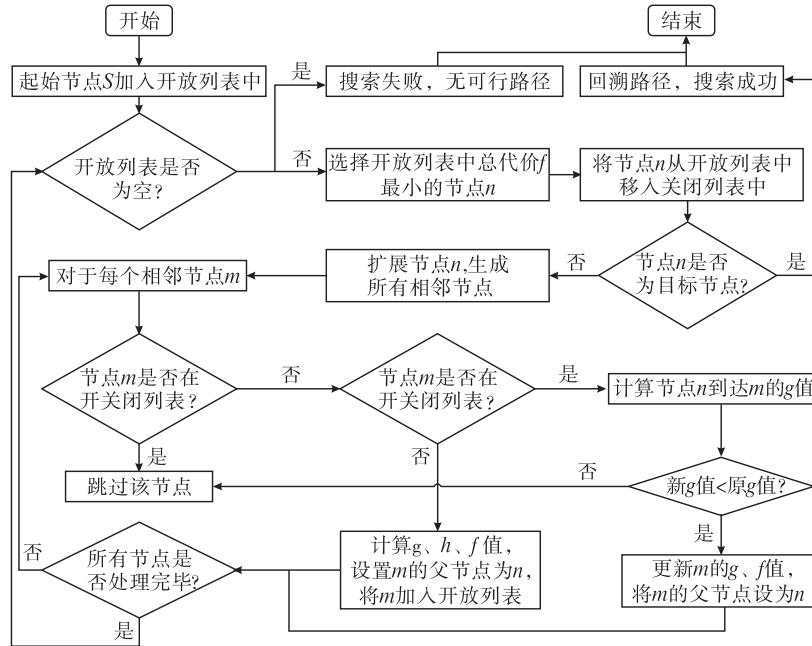


图 3 A* 算法流程图

2 融合梯度下降的 A* 算法

2.1 融合流程

针对 A* 算法规划的路径与障碍物过近、转折点转弯角度大,导致无人机有可能与障碍物发生碰撞或在飞行时航向角与俯仰角发生突变等问题,本文在原始 A* 算法的基础上,即基于 26 邻域搜索模型的 A* 算法,融合梯度下降优化算法,以改进此类问题。

梯度下降是一种用于寻找函数局部最小值的迭代优化算法,具有通用性强、扩展性高等优点,能够将路径优化问题转化为目标函数最小化问题,通过迭代调整路径点位置来优化路径质量,迭代公式为

$$p^{(k+1)} = p^{(k)} - \eta \times \nabla F(p^{(k)}). \quad (1)$$

式中: p 为路径节点的坐标; k 为迭代次数, ∇F 为目标函数对每个节点的偏导数向量,即梯度; η 为学习率,控制每次迭代的步长^[20]。

根据无人机路径相关约束^[21],将贴近 A* 算法规划路径、远离障碍物、路径平滑三个目标定义为目标函数,并对三个目标函数进行复合,得出复合函数

$$F = \alpha \times F_P + \beta \times F_O + \gamma \times F_S. \quad (2)$$

式中: F_P 、 F_O 、 F_S 分别表示路径保持能力、远离障碍物能力、路径平滑能力, α 、 β 、 γ 分别为路径保持能力、远离障碍物能力、路径平滑能力的权重。

路径保持能力 F_P 可以避免平滑后路径偏离原始规划的可行路径,目标是让平滑路径与原始路径的距离尽可能小,使用平方误差和表示,公式为 $F_P = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\hat{p}_i - p_i\|_2^2$ 。式中: $\|\hat{p}_i - p_i\|_2 = \sqrt{(\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2 + (\hat{z}_i - z_i)^2}$ 表示欧几里得距离, $\hat{p}_i$ 为平滑后路径节点 i 的坐标 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$, p_i 为原始 A* 算法生成的路径节点 i 的坐标 (x_i, y_i, z_i) , N 为原始 A* 算法路径节点总数。

远离障碍物能力 F_O 可以避免平滑后的路径与障碍物碰撞,目标是让每个航点到周围障碍物的距离

尽可能大,此使用排斥力势能和表示,公式为 $F_O = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \frac{1}{\|\hat{p}_i - o_j\|_2^{\frac{3}{2}}}$ 。式中: o_j 表示第 j 个障碍物点坐标 (x_j, y_j, z_j) , M 为障碍物点的总数。

路径平滑能力 F_S 可以使路径更加平滑,其本质为最小化路径的二阶差分,公式为

$$F_S = \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{N-1} \|\hat{p}_{i+1} - 2\hat{p}_i + \hat{p}_{i-1}\|_2^2。$$

式中:二阶差分 $\hat{p}_{i+1} - 2\hat{p}_i + \hat{p}_{i-1}$ 反映第 i 个点相对于相邻两点的弯曲程度。

对复合函数 F 中的 $\hat{p}_i$ 节点进行梯度计算 $\nabla_{\hat{p}_i} F$,也可分解为三个分项的加权和,公式为

$$\nabla_{\hat{p}_i} F = \alpha \times \nabla_{\hat{p}_i} F_P + \beta \times \nabla_{\hat{p}_i} F_O + \gamma \times \nabla_{\hat{p}_i} F_S。 \quad (3)$$

式中: $\nabla_{\hat{p}_i} F_P$ 、 $\nabla_{\hat{p}_i} F_O$ 、 $\nabla_{\hat{p}_i} F_S$ 分别为路径保持能力 F_P 、远离障碍物能力 F_O 、路径平滑能力 F_S 的梯度,也就是对 F_P 、 F_O 、 F_S 关于 $\hat{p}_i$ 求偏导,公式为

$$\begin{cases} \nabla_{\hat{p}_i} F_P = \hat{p}_i - p_i, \\ \nabla_{\hat{p}_i} F_O = - \sum_{j=1}^M \frac{\hat{p}_i - o_j}{\|\hat{p}_i - o_j\|_2^{\frac{5}{2}}}, \\ \nabla_{\hat{p}_i} F_S = 2\hat{p}_i - \hat{p}_{i+1} - \hat{p}_{i-1}。 \end{cases} \quad (4)$$

将公式(3)和公式(4)整合到公式(1)中,整理后得出最终的路径节点更新公式为

$$\hat{p}_i^{(k+1)} = \hat{p}_i^{(k)} - \eta \times \left[\alpha \times (\hat{p}_i^{(k)} - p_i) + \beta \times \left(- \sum_{j=1}^M \frac{\hat{p}_i^{(k)} - o_j}{\|\hat{p}_i^{(k)} - o_j\|_2^{\frac{5}{2}}} \right) + \gamma \times (2\hat{p}_i^{(k)} - \hat{p}_{i+1}^{(k)} - \hat{p}_{i-1}^{(k)}) \right]。$$

当满足梯度 ∇F 小于阈值 ϵ ,或者迭代次数达到最大迭代次数 $k_{\max}$ 时,输出最终路径。融合梯度下降的A*算法的流程如图4所示。

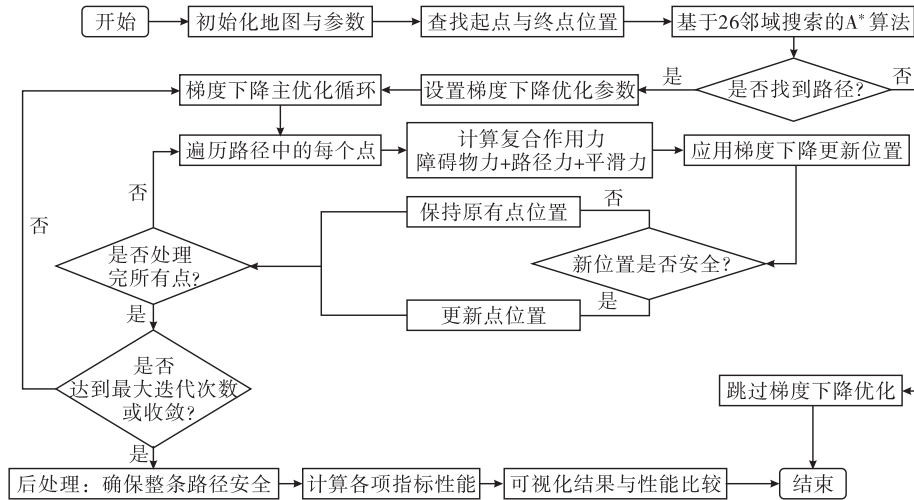


图4 融合梯度下降的A*算法的流程图

2.2 复合函数权重系数确定

复合函数公式(2)中,权重系数 α 、 β 、 γ 的取值不仅影响最终路径的形态,还决定了梯度下降过程的收敛性与稳定性。本文通过对权重系数分析确定其合理取值范围,并为实验参数设定提供依据。

由于 F_P 、 F_O 、 F_S 三项各自反映了不同物理意义,即路径偏离、障碍物距离、曲率变化,直接相加会导致某一项主导优化过程,如靠近障碍物时急剧增大的 F_O ,因此,权重系数 α 、 β 、 γ 的作用之一是平衡这三项的数量级和重要性,使梯度下降能够同时优化多个目标。

为保障迭代过程稳定、避免震荡或发散,梯度下降更新公式(1)需满足 $\eta \times \|\nabla F\| \ll \min(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 。式中: Δx 、 Δy 、 Δz 为环境网格分辨率。根据公式(3)分析各梯度分量数量级可得:路径保持梯度 ∇F_P 与节

点坐标变化量同级;障碍物排斥力梯度 ∇F_o 与障碍物距离成反比,在靠近障碍物时数值范围最大;而平滑项梯度 ∇F_s 为二阶差分,数值相对较小。若不施加权重,优化过程将被 ∇F_o 主导,因此,为增强平滑项的影响,并适度抑制障碍物项在安全距离外的过度影响,从而使总梯度 ∇F 能均衡地优化三个目标,需设定 $\gamma > \beta > \alpha$ 。对于路径保持权重 α ,过大易导致路径僵硬无法优化,过小则偏离原始可行路径, α 建议取值为 $\alpha \in [0.05, 0.2]$ 。对于障碍物权重 β ,需确保路径与障碍物的最小距离大于安全阈值 d_{safe} 。通过势能函数推导, β 应满足 $\beta \geq \frac{\alpha \times \max(\|\hat{p}_i - p_i\|)}{d_{\text{safe}}^2}$, β 建议取值为 $[0.2, 0.5]$ 。为消除冗余拐点并保证曲率连续,平滑权重 γ 应显著高于 α 和 β ,建议取值为 $[4.0, 8.0]$ 。

基于上述分析,本文选取 $\alpha=0.1, \beta=0.3, \gamma=5.0$ 。在实际应用中,若环境障碍物密度较高或安全裕度要求更严,可适当提高 β ;若对路径长度更为敏感,可适度降低 γ 。

3 仿真实验及分析

3.1 实验设置

为验证融合梯度下降的 A* 算法的无人机路径规划算法可靠性,本文全部实验在 Windows 10 操作系统下 Matlab R2024a 软件完成,构建三维复杂城市环境,对原始的 A* 算法和融合梯度下降的 A* 算法,从寻路时间、路径长度、路径平滑度和路径与障碍物的最小距离四个维度进行对比实验。

梯度下降关键参数设置如表 2 所示,综合考量算法收敛性、路径质量与计算效率的平衡。最大迭代次数 k_{max} 设定为 100 次,足以在大多数实验场景下使梯度下降过程充分收敛,同时避免不必要的计算开销;学习率 η 是一个经验性取值,常见取值在 $0.01 \sim 0.1$,本实验选取中间值,设定为 0.05,能确保优化过程稳定进行,既不会因过大而振荡发散,也不会因过小而收敛过慢;阈值 ϵ 作为迭代停止条件,设定为 0.000 1,可保证路径节点坐标调整量已足够微小,使路径趋于稳定。

表 2 梯度下降的关键参数

技术参数	k_{max}	η	ϵ	α	β	γ
数值	100	0.05	0.000 1	0.1	0.3	5.0

3.2 三维城市环境下的对比实验

构建一个三维城市环境地图 $\{(x, y, z) \in \mathbf{R}^3 \mid 0 \leq x \leq 100, 0 \leq y \leq 100, 0 \leq z \leq 40\}$,空间内存在立方体形状的建筑物和柱体形状的禁飞区,底层包含主干道和公园,其中建筑物和禁飞区在本文路径规划中视为障碍物,具体参数见表 3。不属于建筑物和禁飞区的空间为自由空间,起点坐标为 (5, 6, 2),终点坐标为 (96, 92, 29),三维城市环境如图 5(a) 所示。

表 3 障碍物尺寸参数

障碍物名称	坐标 (x, y)	长 × 宽或半径	高度	障碍物名称	坐标 (x, y)	长 × 宽或半径	高度
建筑物 1	(10, 10)	15 m × 15 m	20 m	建筑物 7	(60, 60)	10 m × 10 m	22 m
建筑物 2	(35, 10)	10 m × 10 m	15 m	建筑物 8	(10, 60)	14 m × 14 m	27 m
建筑物 3	(10, 40)	12 m × 12 m	25 m	建筑物 9	(30, 70)	16 m × 16 m	23 m
建筑物 4	(38, 50)	8 m × 10 m	30 m	建筑物 10	(80, 70)	12 m × 12 m	30 m
建筑物 5	(60, 10)	18 m × 16 m	30 m	禁飞区 1	(30, 39)	4 m	40 m
建筑物 6	(80, 35)	15 m × 15 m	18 m	禁飞区 2	(60, 39)	4 m	40 m

将原始的 A* 算法与融合梯度下降的 A* 算法应用于以上三维环境,进行路径对比实验。通过 Matlab 得出原始的 A* 算法和融合梯度下降的 A* 算法所规划路径的三维立体图和俯视图如图 5 所示。其中,虚

线表示原始的 A* 算法的路径,实线表示融合梯度下降的 A* 算法的路径。

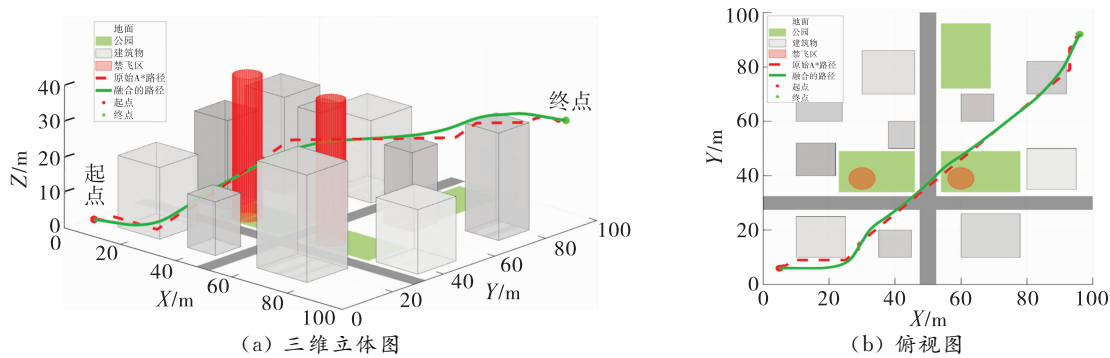


图 5 路径规划对比图

通过对比原始的 A* 算法的路径和融合梯度下降的 A* 算法的路径,可以看出融合梯度下降的 A* 算法相较于原始 A* 算法的路径明显减小了转折角度,变得更加平滑,并且在保持原始 A* 算法规划路径的同时,还增加了与障碍物或禁飞区之间的距离,如图 6 所示。

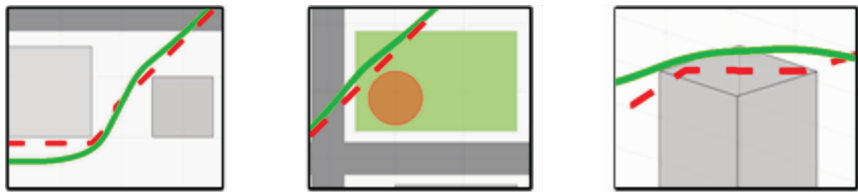


图 6 路径与障碍物距离对比图

通过 Matlab 对路径进行分析,可得出原始的 A* 算法和融合梯度下降的 A* 算法规划路径的寻路时间、路径长度、路径与障碍物之间的最小距离,见表 4。

表 4 路径性能指标

指标	输出结果	
	原始的 A* 算法	融合梯度下降的 A* 算法
寻路时间/s	54.69	55.36
路径长度/m	143.50	138.28
路径与障碍物的最小距离/m	1.000 0	1.694 9

路径平滑度是衡量无人机路径规划质量的核心指标之一^[22],参考无人机领域研究成果及飞行过程中的实践需求^[23],本文选取 9 个核心参数构建路径平滑度评价指标集:几何特征层面,通过曲率标准差、最大曲率、平均曲率反映路径弯曲的波动范围与整体程度,曲率参数直接关联无人机转向机构的运动负荷;运动特性层面,采用转弯角标准差、最大转弯角、平均转弯角描述无人机运动方向变化的平稳性,同时引入加速度标准差、最大加速度体现运动过程中的力学平稳性,避免加速度突变对无人机结构造成冲击;路径效率层面,以路径长度比,即规划路径与最短理论路径的长度比值,平衡平滑性与路径经济性,确保平滑优化不牺牲路径效率。结合无人机飞行物理约束,各参数的上限值 $x_{\max}$ 和下限值 $x_{\min}$ 确定如表 5 所示。

基于上述 9 个参数,对原始的 A* 算法与融合梯度下降的 A* 算法路径平滑度进行量化对比,采用最大最小归一化的方法将原始数据线性映射至 $[0,1]$,公式为

$$x'_i = \frac{x_{\max} - x_i}{x_{\max} - x_{\min}}。$$

式中: x'_i 为第 i 个参数的归一化值, x_i 为第 i 个参数的原始测量数据。

最后将 9 个参数的归一化值进行算术平均,得到平滑度综合评分 $S = \frac{1}{9} \times \sum_{i=1}^9 x'_i$ 。

表 5 参数确定依据

参数	$x_{\min}$	$x_{\min}$ 确定依据	$x_{\max}$	$x_{\max}$ 确定依据
曲率标准差	0 rad	理想平滑路径无弯曲	3.141 6 rad	无人机极限转向曲率
最大曲率	0 rad	理想平滑路径无弯曲	3.141 6 rad	无人机转向机构物理极限
平均曲率	0 rad	理想平滑路径无弯曲	3.141 6 rad	无人机转向机构长期工作允许的最大值
转弯角标准差	0°	理想路径无航向变化	180°	无人机航向角调整极限
最大转弯角	0°	理想路径无航向变化	180°	无人机航向角物理调整极限
平均转弯角	0°	理想路径无航向变化	180°	无人机航向角长期调整允许的最大值
加速度标准差	0 m/s ²	理想匀速飞行	1.5 m/s ²	小型无人机常见最大加速度阈值
最大加速度	0 m/s ²	理想匀速飞行	1.5 m/s ²	小型无人机结构强度允许的最大加速度
路径长度比	1.0	理想路径与最短理论路径重合	1.5	规划路径效率阈值

路径各参数的归一化值及平滑度综合评分如表 6 所示。对表 4 和表 6 的实验数据进行分析,融合梯度下降的 A* 算法相较于原始的 A* 算法,虽然寻路时间有所增加,由 54.69 s 增加到 55.36 s,同比增加 1.22%,但路径长度由 143.50 m 缩短到 138.28 m,同比减少 3.64%;路径与障碍物的最小距离由 1.000 0 m 增加到 1.694 9 m,同比增加 69.49%;路径平滑度综合评分由 0.334 1 提高到 0.516 4,同比提高 54.56%。

表 6 路径平滑度相关参数

参数	原始的 A* 算法		融合梯度下降的 A* 算法	
	原数据	归一化	原数据	归一化
曲率标准差	0.307 7 rad	0.384 6	0.035 3 rad	0.929 4
最大曲率	3.141 6 rad	0.000 0	3.139 6 rad	0.000 6
平均曲率	3.011 7 rad	0.041 4	3.105 2 rad	0.011 6
转弯角标准差	17.63°	0.902 1	2.02°	0.988 8
最大转弯角	180.00°	0	179.88°	0.000 7
平均转弯角	172.56°	0.041 3	177.92°	0.011 6
加速度标准差	0.448 8	0.700 8	0.050 8	0.966 1
最大加速度	1.414 2 m/s ²	0.057 2	0.272 9 m/s ²	0.818 1
路径长度比	1.120 4	0.879 6	1.079 6	0.920 4
平滑度综合评分		0.334 1		0.516 4

综上所述,尽管融合梯度下降后,在计算复杂度方面增加了 A* 算法的计算量,导致寻路时间增加,但增加量不明显;路径与障碍物的最小距离和路径平滑度都具有明显增加,与此同时路径长度还有所减少,这充分说明融合梯度下降的 A* 算法相较于原始的 A* 算法在无人机路径规划中,能够减少无人机在飞行时不必要的转向与速度波动,有利于控制与飞行安全。

4 结论

本文围绕 A* 算法规划的路径平滑度不足、与障碍物安全距离过近等关键问题开展研究,提出一种融

合梯度下降的A*算法,并通过实验验证其有效性。首先将基于不同邻域搜索模型的A*算法进行比较分析,结果表明,基于26邻域搜索模型的A*算法,相较于6邻域和18邻域搜索模型的A*算法规划的路径,运行时间分别减少79.73%和71.70%,路径长度分别减少40.41%和15.73%,路径总转折角度分别减少93.97%和80.41%,因此本文选择26邻域作为A*算法的搜索模型。其次将梯度下降优化算法与A*算法融合,并结合无人机路径相关约束,引入三个目标函数的复合函数,其中三个目标函数分别为路径保持能力、远离障碍物能力、路径平滑能力,从而实现路径平滑性、安全性与原始路径保持性的有效平衡。最终通过三维城市环境仿真实验验证,融合梯度下降的A*算法相较于原始的A*算法规划的路径,路径长度缩短3.64%,与障碍物最小距离增加69.49%,路径平滑度综合评分提高54.56%,有效增强了无人机飞行的安全性与路径的平滑性。

参考文献:

- [1] 陈林,缪志强,王祥科,等. 自主飞行器技术及其在低空经济中的应用综述[J]. 机器人,2025,47(3): 470-496.
- [2] 徐建新,孙纬,马超. 基于改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J]. 电光与控制,2023,30(6):15-21.
- [3] 刘文倩,单梁,张伟龙,等. 复杂环境下基于改进 Informed RRT 的无人机路径规划算法[J]. 上海交通大学学报,2024,58(4):511-524.
- [4] LI Y T,XIE T R,ZHOU J W,et al. Development of unity3D-Based intelligent warehouse visualization platform with enhanced A-Star path planning algorithm[J]. Applied sciences,2025,15(22):12202.
- [5] 陈丽芳,杨火根,陈智超,等. B样条技术与遗传算法融合的全局路径规划[J]. 浙江大学学报(工学版),2024,58(12):2520-2530.
- [6] 郭聚刚,于军琪,冯春勇,等. 基于改进A*算法的机器人不平坦地形全局路径规划[J]. 计算机工程与应用,2025,61(5):309-322.
- [7] FU X,HUANG Z,ZHANG G,et al. Research on path planning of mobile robots based on improved A* algorithm[J]. PeerJ. computer science,2025,11:e2691.
- [8] LI C G,HUANG X,DING J,et al. Global path planning based on a bidirectional alternating search A* algorithm for mobile robots[J]. Computers & industrial engineering,2022,168:108123.
- [9] 李平伟,张剑高,张财,等. 基于改进A*算法的低空多无人机路径规划方法研究[J]. 交通科学与工程,2025,41(4):61-68.
- [10] 祝文杰,李维,王子炎. 改进A*算法的无人机城市低空物流路径规划[J]. 计算机工程与应用,2025,61(19):302-310.
- [11] 屈景怡,黄达权,许楠,等. 结合A*与速度障碍法的无人机路径规划混合算法[J]. 兵器装备工程学报,2025,46(8):70-79.
- [12] 杨帆,李玮,严天宏. 基于梯度优化的移动机器人路径规划算法[J]. 现代电子技术,2023,46(21): 99-104.
- [13] HEUMOS S,GUARRACINO A,SCHMELZLE M N J,et al. Pangenome graph layout by path-guided stochastic gradient descent[J]. Bioinformatics,2024,40(7):btae363.
- [14] QU J,GU Y,QIU Z,et al. Development of an orchard inspection robot: a ROS-based LiDAR-SLAM system with hybrid A*-DWA navigation[J]. Sensors,2025,25(21):6662.
- [15] 巩慧,倪翠,王朋,等. 基于Dijkstra算法的平滑路径规划方法[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(2):535-541.
- [16] KHAN Z,ALMOGBIL S,BABAR M,et al. Performance evaluation of pathfinding algorithms for

- intelligent routing in high-mobility IOT edge networks[J]. Procedia computer science, 2025, 270: 182-191.
- [17] 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.
- [18] DUTT M, BISWAS A, NAGY B. Counting of shortest paths in cubic Grid[J]. Acta Polytechnica Hungarica, 2024, 21(6): 169-188.
- [19] 李杰. 基于改进 A-Star 算法的移动机器人动态路径规划[J]. 黑龙江科学, 2023, 14(16): 47-52.
- [20] ZHANG Y W, ZHU N Y, ZHANG X Q. A single-mode quasi riemannian gradient descent algorithm for low-multilinear-rank tensor recovery[J]. Journal of scientific computing, 2026, 106: 23.
- [21] YANG X Y, ZHAO S W, GAO W, et al. Three-dimensional path planning for UAV based on multi-strategy dream optimization algorithm[J]. Biomimetics, 2025, 10(8): 551.
- [22] 张彪, 康峰, 许舒婷. 基于改进 RRT 与 GA 的多目标路径规划: 以无人机林区巡检为例[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(4): 129-141.
- [23] 顾同成, 徐东伟, 孙成巨. 无人驾驶深度强化学习决策模型性能评测方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(19): 12-42.

Research on UAV path planning based on the fusion gradient descent A* algorithm

GAO Yaohui¹, WANG Yiping², FENG Weiwei¹

(1. Airport School, Shandong University of Aeronautics, Binzhou 256603, China;

2. School of Aeronautical Engineering, Shandong University of Aeronautics, Binzhou 256603, China)

Abstract: To address the issues of insufficient smoothness and excessively close distances to obstacles in UAV path planning with the A* algorithm, a UAV path planning algorithm that integrates gradient descent with A*, the Gradient Descent-Enhanced A* Algorithm, has been proposed. Firstly, an initial path is generated in a three-dimensional environment using the A* algorithm based on 26 neighborhood search. Secondly, a highly generalizable and extensible gradient descent optimization algorithm is introduced, and combined with UAV path-related constraints, a composite function with three objectives path maintenance, obstacle avoidance and smoothness is constructed to iteratively optimize the path nodes, achieving overall path smoothness and safety improvement. Finally, simulation experiments are conducted in a complex three-dimensional urban environment. The results indicate that, compared with the original A* algorithm, the Gradient Descent-Enhanced A* Algorithm reduces path length by 3.64%, increases the minimum distance to obstacles by 69.49%, and improves the comprehensive path smoothness score by 54.56%, effectively enhancing flight safety and path smoothness for UAVs in complex environments.

Keywords: A* algorithm; gradient descent; UAV; path planning; smoothness

(责任编辑: 唐立平)

引用格式 高耀辉, 王依萍, 冯伟伟. 基于梯度下降与 A* 算法融合的无人机路径规划研究[J]. 山东航空学院学报, 2026, 43(2): 47-56.

GAO Y H, WANG Y P, FENG W W. Research on UAV path planning based on the fusion gradient descent A* algorithm[J]. Journal of Shandong University of Aeronautics, 2026, 43(2): 47-56.