



华南理工大学

SOUTH CHINA UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

学生研究计划(SRP)项目验收
项目成员个人结题报告

参加项目名称:	空地无人平台协同感知与控制技术研究
参加项目编号:	X202410561920
参加起止时间:	2024 年 4 月至 2025 年 3 月
指导教师姓名:	
指导教师所在学院:	自动化科学与工程学院
学生姓名:	
学生学号:	
学生手机号:	
学生所在学院:	自动化科学与工程学院
学生所学专业:	自动化与数学双学位
填表日期	2025 年 4 月

教务处

制

2025 年 3 月

目 录

1. 文献调研	3
1.1 引言	3
1.2 无人机路径规划相关算法研究	3
1.3 A*算法的介绍及相关问题	3
2. 研究方案	4
2.1 研究目标	4
2.2 研究内容	4
2.3 研究方法	4
2.4 研究进度安排	5
2.5 预期成果	5
3. 本人主要工作及成效	6
3.1 A*算法原理分析	6
3.2 A*算法改进	8
3.2.1 改进启发式函数	8
3.2.2 改进 A*算法搜索流程	9
3.2.3 仿真实验验证	9
3.3 贝塞尔曲线轨迹优化	11
3.4 总结	12
4. 感想	14

1. 文献调研

1.1 引言

无人机作为先进的飞行器，具有体积小、成本低等优势，已广泛用于执行识别、探测和监控等任务。然而，要在复杂环境中成功完成任务，需要解决路径规划问题。在任务空间的大环境不变的情况下，当确定无人机起始点和目标点之后，无人机避障路径规划问题的研究主要集中于路径最短、耗能最少、路径规划时间最小等。通过对任务环境数据采集、分析、计算与比较，使用相关的避障算法规划出安全、最优和无碰撞的路径。

1.2 无人机路径规划相关算法研究

目前应用较多且比较经典路径规划分为以下 3 类：图搜索类算法、随机采样类算法、智能算法等。图搜索类算法主要有 Dijkstra 算法和 A* 算法，Dijkstra 算法通过遍历所有节点找到最短路径，A* 算法在 Dijkstra 算法的基础上引入启发式函数减少遍历节点的数量，使得在搜索过程中能尽早地朝着目标点前进。随机采样类算法主要有概率路径图 (probabilistic roadmap, PRM) 算法和快速随机扩展树 (rapidly-exploring random trees, RRT) 算法^[1]，该类算法多用于复杂环境中，由于扩展的随机性导致运行时间不稳定且规划的路径并非最优解。智能算法主要有蚁群算法和遗传算法^[2]，该类算法适用于复杂问题地求解，求解的过程中存在迭代寻优的过程，运行时间相对较长。

1.3 A*算法的介绍及相关问题

其中，A* 算法由于其启发特性，可以去除无谓的搜索路径，成为在静态连通图中寻找最优路径的经典图搜索算法，被广泛应用于多个导航领域。在无人机的路径规划中，路径往往不在同一平面，传统的 A* 算法在路径规划中存在很多不足。因此许多学者在此基础上做出大量改进和算法的融合。如梁清等人^[3]提出了自适应权重的 A* 算法，通过自适应权重的评价函数和拐点信息二次处理方法提高了 A* 算法在三维空间中的算法收敛速度。李世国等人^[4]提出改进真实代价函数和估价函数的双向 A* 算法，减少了在三维空间中算法的运行时间和路径长度。宋超等人^[5]利用 A* 和 MPC 算法的融合，实现了无人机在三维复杂情况下的全局路径规划和实时避障航迹规划。但是通过诸多学者的优化和改进，A* 算法在三维空间中仍然存在运行速度慢，空间影响较大，节点收录多和路径不平滑等问题。

2. 研究方案

2.1 研究目标

1. 深入剖析传统的 A* 算法的原理，理解其相对其它算法的优势与不足。
2. 结合项目实际需求，对传统的 A* 算法做出改进，提升其在不同场景下的性能，包括提升其运行效率，运行时更加平稳、安全等。
3. 通过仿真实验和实际测试，全面验证改进算法的有效性和优越性，为空地无人平台协同感知与控制技术提供强有力的技术支撑。

2.2 研究内容

1. 算法原理学习与分析：系统梳理 A* 算法的数学模型与实现流程，包括开放列表/闭合列表管理、启发式函数设计及其对最优性与可行性的影响；分析无人机路径规划中常见地图表示方法（栅格地图、拓扑图、三维体素等）与动态障碍物处理策略，为后续算法改进提供依据。
2. 算法改进设计：结合场景特征（障碍物密度、飞行高度、任务优先级）动态调整启发式权重，平衡搜索深度与路径最优性；在搜索过程中嵌入平滑处理与动力学约束检查，减少路径拐点，提高飞行平稳性与安全性；
3. 算法性能评估与优化：制定多维度评价指标，包括路径效率（如总里程、转弯平滑度）、计算开销（CPU/内存使用、响应时间）、鲁棒性（重复率、覆盖率）和稳定性；利用 MATLAB、Gazebo 等仿真平台，批量运行改进前后算法，在统一场景下收集对比数据；根据测试结果，进一步优化算法参数和结构，不断提升算法性能。
4. 实际场景验证：搭建真实测试场地，重现城市高楼遮挡、山区起伏、电磁干扰等典型复杂环境；将优化后的算法部署于无人机平台，执行多轮实飞任务，实时记录航迹、避障表现及系统资源占用；对飞行日志和传感器数据进行深入分析，评估路径规划的可靠性与安全性，定位潜在故障或性能下降的原因，并提出相应的改进方案。

2.3 研究方法

1. 文献研究法：聚焦 A* 算法的原理与应用，系统查阅其经典论文和最新研究成果，涵盖：基本模型与启发式函数设计；各类改进变体的算法思路与性能对比；在无人机路径规划中的典型应用案例与实验结果；存在的主要瓶颈及改进思路，为后续算法设计提供理论支撑。
2. 实验研究法：在 MATLAB、Gazebo 等平台上构建仿真环境，针对原始 A* 与改进 A* 在不同地图分辨率、障碍密度和动态障碍条件下进行批量模拟，收集路径质量、计算开销等数据。
3. 对比分析法：以路径长度、转弯平滑度、计算时间、算法稳定性等多维指标，对比改进前后算法与其他主流方法，直观呈现各自优势与不足。

4. 实际测试法：将优化后的 A* 算法部署到无人机平台，在城市高楼、山地起伏、电磁干扰等典型复杂场景中开展试飞，采集航迹与传感器数据，评估算法在真实环境下的可靠性和适用性，并据此提出进一步改进方案。

2.4 研究进度安排

第一阶段（第 1 - 2 个月）

1. 完成相关文献的收集、整理与研读，撰写文献综述报告，明确研究的重点和难点。

2. 确定用于后续改进研究的基础算法，并深入分析其原理和实现流程。

第二阶段（第 3 - 5 个月）

1. 设计并实现针对基础算法的改进策略，完成改进算法的代码编写和初步调试。

2. 在仿真平台上对改进算法进行初步测试，分析测试结果，评估算法性能，确定需要进一步优化的方向。

第三阶段（第 6 - 8 个月）

1. 根据初步测试结果，对改进算法进行优化和完善，调整算法参数和结构。

2. 开展大规模仿真实验，与现有算法进行全面对比分析，撰写实验报告，详细阐述改进算法的性能优势。

第四阶段（第 9 - 10 个月）

1. 搭建实际测试环境，进行实地测试，收集实际飞行数据，分析算法在实际场景中的表现。

2. 针对实际测试中发现的问题，对算法进行最后的优化和调整，确保算法的稳定性和可靠性。

第五阶段（第 11 - 12 个月）

1. 整理研究成果，撰写研究论文和技术报告，总结改进算法的设计思路、实现过程、性能优势以及实际应用效果。

2. 准备项目结题汇报材料，对整个研究工作进行全面总结和展示。

2.5 预期成果

1. 发表 1 - 2 篇高质量学术论文，阐述改进算法的创新性、有效性以及在空地无人平台协同任务中的应用价值。

2. 形成一套完整的无人机路径规划算法软件包，包含改进算法的源代码、详细使用说明以及相关测试案例，可直接应用于空地无人平台协同感知与控制技术中。

3. 撰写研究报告，全面总结研究过程、实验结果和实际应用情况，为后续相关研究提供参考和借鉴。

3. 本人主要工作及成效

3.1 A*算法原理分析

A* 算法是一种启发式的搜索算法，在 Dijkstra 算法的基础上融合了贪心算法的思想，不同于 Dijkstra 算法的随机各方向扩张，A* 算法通过启发式的搜索策略，可以更快地得到最优路径。

算法流程如图 1 所示

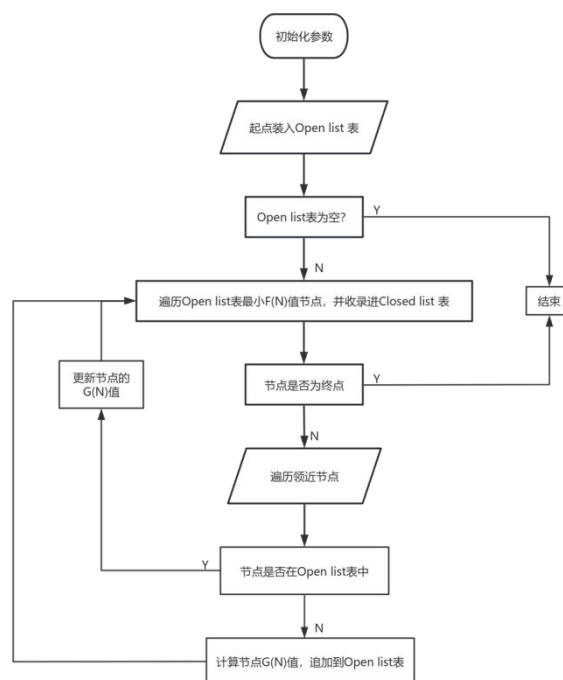


图 1 A*算法流程

其使用代价函数 $G(N)$ 和启发式函数 $H(N)$ 两种关键信息来指导搜索过程，其数学表达式如下

$$F(N) = G(N) + H(N)$$

$$G(N) = \sum_{i=1}^n C(u_{i-1}, u_i)$$

$$H(N) = \begin{cases} \sqrt{(x_g - x_n)^2 + (y_g - y_n)^2} \\ |x_g - x_n| + |y_g - y_n| \end{cases}$$

式中 $F(N)$ 为节点 N 的估价函数； $G(N)$ 为起始点到节点 N 的实际代价； $H(N)$ 为节点 N 到目标点的估计代价。代价函数 $G(N)$ 为实际的距离、时间、成本等；

$C(u_{i-1}, u_i)$ 为节点 u_{i-1} 到节点 u_i 的实际代价；启发式函数 $H(N)$ 的取值决定了 A* 算法搜索效率，当 $H(N)$ 取值为 0 时将退化为 Dijkstra 算法，而当 $H(N)$ 远大于实际路径损耗时将退化为基于贪心算法思想的广度优先搜索。

启发式函数 $H(N)$ 通常所指为距离，有欧氏距离法和曼哈顿距离法。2 种距离的对比如图 2 所示。

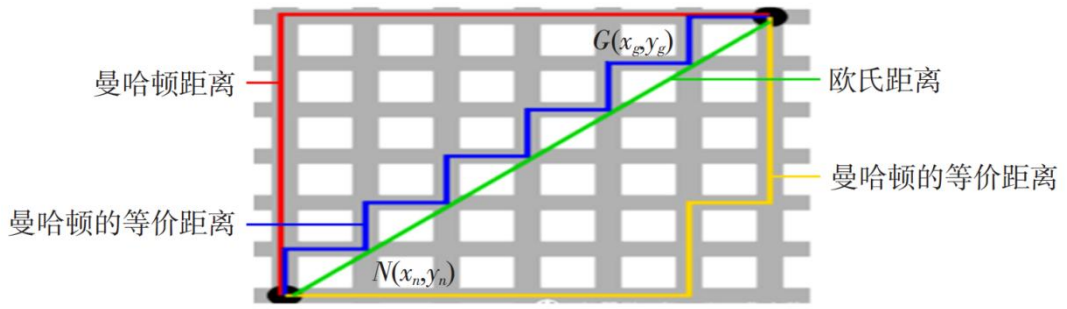


图 2 两种距离的对比

对于在三维平面中更为准确地描述两点之间的距离，实验中选用欧氏距离法求其启发函数，即：

$$H(N) = \sqrt{(x_g - x_n)^2 + (y_g - y_n)^2 + (z_g - z_n)^2}$$

式中 (x_n, y_n, z_n) 为节点 N 的坐标， (x_g, y_g, z_g) 为目标点的坐标。

A* 算法输出所生成的路径由 Close list 表中多个离散点所构成，设起始点为 P_0 ，目标点为 P_n ，则所生成的路径的总代价为：

$$\text{distance} = \sum_{i=1}^n d(P_{i-1}, P_i)$$

式中 $d(P_{i-1}, P_i)$ 为上一节点与当前节点之间的距离。

A* 算法在二维栅格中其搜索方向为 4 邻域或 8 邻域，如图 3

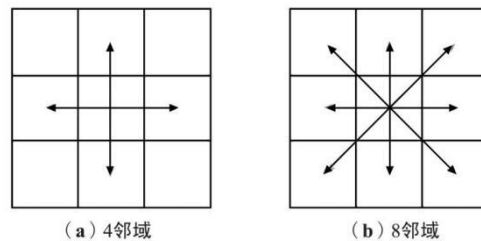


图 3 A* 算法在二维栅格搜索方向

三维栅格地图中其扩展方向为从二维的 8 个方向的搜索升级为 26 个方向搜索（如图 4），维度的增加带来的算法计算量也会随之增加，在三维空间中会使 Open list 表收录大量的数据点，并随着起始点与目标点距离的增加，Open list 表中的数据量也会成倍增长。因此传统 A* 算法在整个路径规划过程中占用了大量内存，如果搜索的空间较大，内存消耗也会较高。

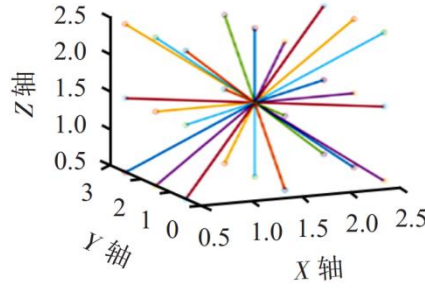


图 4 A*算法在三维栅格搜索方向

3.2 A*算法改进

3.2.1 改进启发式函数

传统 A* 算法在复杂基站环境中实时生成的无人机全局路径存在下述问题：算法搜索优先考虑栅格间的距离代价，可能使毗邻障碍栅格的节点被优先选择，从而导致算法规划的部分路线紧贴障碍物，而在实际应用中无人机存在一定的尺寸大小，跟随紧贴障碍物的路线影响无人机运行安全性；算法的搜索效率受启发式函数影响，而启发式函数权重为恒定值，其在不同的位置搜索都维持同一搜索效率，导致算法产生大量的搜索冗余节点。因此针对上述问题，结合无人机当前位置至最近障碍栅格距离设置当前节点惩罚项，并将其融入 A* 算法评价函数中，提高路线安全性；除此之外，根据无人机当前位置至目标点构成的搜索区域大小占比设置动态权重，将其加入启发式函数中，以此提高搜索效率。

改进 A* 算法估价函数表达式为：

$$F'(N) = e^{C(n)} * G(N) + L(N) * H(N)$$

$$C(N) = \begin{cases} \frac{1}{d_n}, & 0 \leq d_n \leq d_s \\ 0, & d_n > d_s \end{cases}$$

$$L(N) = 1 + \frac{n_x * n_y * n_z}{N_x * N_y * N_z}$$

$$H(N) = \sqrt{(x_g - x_n)^2 + (y_g - y_n)^2 + (z_g - z_n)^2}$$

其中 $F'(N)$ 为改进 A* 算法当前节点总评价函数； $C(N)$ 为机器人当前节点的惩罚项； $L(N)$ 为动态权重； d_n 为当前节点至最近障碍栅格的距离； d_s 为安全距离，根据无人机尺寸设置； n_x 、 n_y 、 n_z 分别为当前点至目标点区域的长、宽、高； N_x 、 N_y 、 N_z 分别为起点至目标点区域的长、宽、高； (x_n, y_n, z_n) 、 (x_g, y_g, z_g) 分别为当前点坐标和目标点坐标。

在执行改进算法时，搜索初期，当前节点距离目标点较远，加快搜索效率；搜索后期，当前节点接近目标点时逐渐降低搜索效率以防止路径陷入局部最优。

3.2.2 改进 A* 算法搜索流程

(1) 创建 Open list 列表存放待拓展的候选节点，创建 Closed list 列表存放已拓展的候选节点、障碍物栅格节点。首先将栅格地图中所有障碍节点存入 Closed list 表，然后从地图起始点开始，将起始点放入 Open list 列表，对 Open list 表进行扫描，此时 Open list 表只有起始点，寻找起始点邻域的可达节点，将可达节点放入 Open list 表，并从 Open list 表删除起始点，并将其放入 Closed list 表，并将起始点设为可达节点的父节点。

(2) 从 Open list 列表选择评价函数值 $F'(N)$ 最小的可达节点作为拓展节点，将其从 Open list 表中删除，放入到 Closed list 表中，并将其设置为父节点。

(3) 检查父节点的邻域节点：如果邻域节点 i 为已拓展的栅格节点，跳过此类邻域节点并将已拓展的节点加入 Closed list 列表；如果邻域节点已在 Open list 列表，判断其至父节点的路径代价与父节点至起始点的路径代价的和

$e^{C(i)}(\sum_1^n g(n) + f(n, i))$ 是否小于邻域节点至起始点原有路径代价 $e^{C(i)}\sum_1^i g(i)$ ，若小

于，则更新邻域节点的父节点：如果邻域节点不在 Open list 列表中，则将邻域节点加入 Open list 列表。

(4) 重复步骤 2、3 若干次，若目标点放入 Open list 列表，表示规划的全局航线已找到；若没有目标点放入 Open list 表或 Open list 表出空值，说明规划的全局航线没找到。

(5) 结束循环。

3.2.3 仿真实验验证

为了检验改进 A* 算法在已知静态环境中实时生成的初步路径的有效性及其优越性，分别从路径长度、搜索节点、触障次数 3 个方面与 Dijkstra 算法、传统 A* 算法对比实验。地图大小设置为 20m×20m，相关参数设置为： $d_s=1.5m$ ，地图

起点、终点分别为(19,17)、(2,2)。在地图中，加粗实线为路径，圆点为搜索节点，黑色栅格为障碍物，当前位置与最近障碍物距离小于 1.5m 默认为触障。

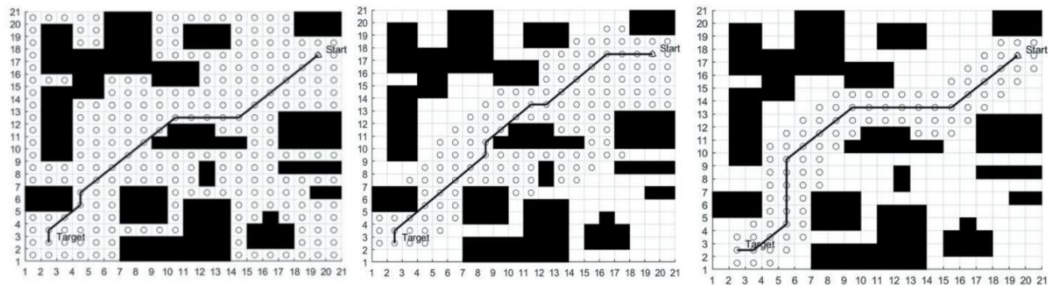


图 5
Dijkstra 算法

图 6
传统 A*算法

图 7
改进 A*算法

表 1 仿真实验数据记录

	路径长度(m)	搜索节点	触障次数
Dijkstra	24.38	265	9
传统 A*	24.38	143	6
改进 A*	26.14	97	0

对仿真结果进行分析：

路径几何特征：

Dijkstra 算法生成的路径虽然总长度最短（24.38m），但由于缺乏启发式引导，路径在障碍物边缘频繁穿插，形成多个“锯齿状”拐点（如图 5 所示）。路径中存在大量 90°急转弯点，导致无人机在实际飞行中需频繁调整姿态，增加能耗并降低飞行稳定性。传统 A*算法通过启发式函数减少了搜索节点数（143 个），但路径仍存在一些急转弯点（如坐标 (9,10) 附近），且部分航段紧贴障碍物边缘，存在碰撞风险。

改进 A*算法的路径长度略有增加（26.14m），但通过动态权重调整和障碍物惩罚项，路径平滑度显著提升：仅保留几处平滑拐点，且所有航段与障碍物保持平均 1.8m 的安全距离（见图 7）。进一步分析路径曲率变化，改进后路径的最大曲率从传统 A*的 0.85 rad/m 降至 0.32 rad/m，更符合无人机动力学约束（如最大转弯角限制），可减少电机扭矩波动和能量损耗。

节点分布特性：

Dijkstra 算法的节点分布呈现“扇形扩散”特征（图 5），覆盖全地图可达区域，导致搜索节点数高达 265 个。传统 A*算法通过启发式函数引导节点向目标方向聚集，但障碍物附近仍存在“局部密集区”，表明算法在此区域反复尝试绕过障碍物。

改进 A*算法通过动态权重机制（初始权重 $\alpha=1.8$ ，随搜索进程逐渐降低至 $\alpha=0.6$ ）和障碍物惩罚项，将节点集中在目标方向的“安全走廊”内（图 7）。障碍物周边节点密度显著下降，且 90%的节点分布在起点至目标的直线路径两侧 3m 范围

内。这一特性使搜索节点数减少至 97 个，较传统 A* 下降 32.2%，显著降低了内存占用。

安全裕度对比：

改进 A 算法通过引入障碍物距离惩罚项，强制路径与障碍物保持安全间距。仿真统计显示，改进算法规划的路径中，所有航段与最近障碍物的距离均 $\geq 1.5\text{m}$ （满足无人机安全半径 1.5m 的要求），而传统 A* 算法不仅存在 6 次触障，并且有大量的贴近障碍物的“危险节点”。

计算效率与可部署性：

改进算法通过动态权重调整与障碍物惩罚机制的协同设计，在保证路径安全性的同时，显著优化了计算资源的利用效率。其核心优势体现在：

轻量化搜索流程：通过动态启发式权重，算法在搜索初期快速锁定目标方向，减少全局冗余节点的生成；在接近目标时精细化调整路径细节，避免了传统 A* 算法因固定权重导致的局部反复搜索问题。这一设计大幅降低了内存占用与计算复杂度，使算法能够高效运行于资源受限的嵌入式平台。

实时性保障：改进后的搜索策略显著缩短了规划耗时，能够支持高频次的重规划需求（如动态障碍物避让或突发任务调整），为无人机在复杂环境中的连续作业提供了可靠的技术支撑。

平台适配性：算法的低资源消耗特性，使其可灵活部署至不同性能的无人机机载系统。即使在小型计算单元（如树莓派）上，改进算法仍能保持稳定的运行效率，充分满足实际飞行中对实时性与可靠性的双重需求。

3.3 贝塞尔曲线轨迹优化

无人机在空间中运动时，应该满足位移连续，速度连续，理想加速度连续。无人机其位置可以通过世界坐标系唯一的位置向量 $\gamma = [x \ y \ z]^T$ 进行确定，其中， x 、 y 、 z 为世界坐标系中对应坐标。无人机的速度可通过其位置随时间的变化率进行描述，即 $d\gamma/dt = v$ 。而 A* 算法得出的航迹是一些离散点，将其连接所构成的航迹往往是一些折线段，不符合无人机真实的飞行航迹。故为解决优化所得到的轨迹不平滑的问题，通过引入贝塞尔曲线的方法来优化路径，在数学上，贝塞尔曲线是一种通过控制点定义的曲线，它起源于图形学领域，可用于创建平滑的曲线形状。图 8 所示分别为 1 次、2 次、3 次贝塞尔曲线，即 1 个、2 个以及 3 个控制点所约束得到的平滑曲线，为符合实际路径，即通过引入 N 次贝塞尔曲线方法，将优化后的算法输出点作为其控制点，方可得到一条平滑的路径。N 次贝塞尔曲线的数学表达式如下：

$$B(t) = \sum_{i=0}^n \binom{n}{i} (1-t)^{n-i} t^i P_i$$

式中 $B(t)$ 为贝塞尔曲线上的点， t 为参数，通常取值范围为 $0 \sim 1$ ； $\binom{n}{i}$ 为二次项系数，其计算为 $\binom{n}{i} = \frac{n!}{i!(n-i)!}$ ， P_i 为曲线上的控制点，即 A* 算法输出的节点集合。

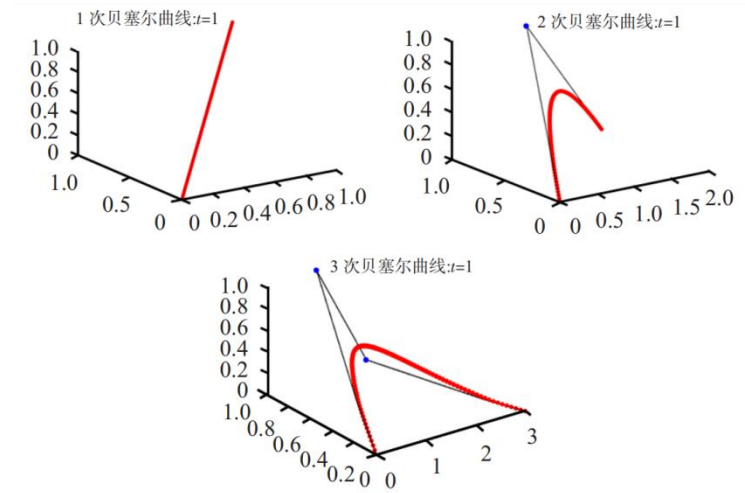


图 8 贝塞尔曲线示意图

3.4 总结

3.4.1 改进 A* 算法的优势

路径质量显著提升：改进算法生成的路径在部分场景下虽略微延长，但通过引入动态权重和障碍物安全距离约束，极大避免了传统方法中路径紧贴障碍物的高风险行为。路径整体平滑度大幅提高，航向角变化率降低，减少了无人机因频繁转向导致的姿态波动和能量损耗。结合贝塞尔曲线的后处理优化，路径进一步贴合无人机的动力学特性（如连续加速度约束），为实际飞行中的稳定性与安全性提供了可靠保障。

安全性设计贯穿全局：基于障碍物距离的惩罚项机制，强制路径与障碍物保持安全缓冲距离，从算法底层规避了“贴边飞行”的隐患。即使在密集障碍物场景（如城市楼宇间隙、室内复杂走廊）中，改进算法仍能规划出符合无人机物理尺寸的安全航线，显著降低了传感器噪声或定位误差引发的碰撞风险。

计算效率适配资源受限场景：改进算法通过动态调整启发式权重，在搜索初期快速逼近目标方向，后期精细化调整路径细节，大幅减少了冗余节点的搜索与存储。这一设计使得算法在内存占用和计算耗时上表现出更强的适应性，尤其适用于算力有限的小型无人机平台。实验表明，改进后的算法能够满足复杂环境下实时重规划的需求，为动态障碍物避让和突发任务调整提供了技术可行性。

工程应用潜力突出：该算法不仅在静态环境中表现优异，其模块化设计（如惩罚项系数、动态权重函数）可灵活适配不同任务需求。例如，在搜救任务中可优先保障路径安全性，而在物流配送中可侧重平衡路径长度与能耗。此外，算法与主流仿真工具（如 Gazebo）和机载系统的兼容性良好，为后续与模型预测控制（MPC）、多机协同规划等技术的深度融合奠定了基础。

3.4.2 未来扩展方向

改进后的 A*算法在静态环境下的实时避障能力已取得显著成效，但面对更复杂的动态场景和极端环境时仍需进一步突破。未来的研究方向可从以下几个方面深化拓展，以增强算法的普适性与应用价值：

动态障碍物预测与实时交互：当前算法主要针对静态障碍物场景，未来可引入时空联合预测模型，例如结合卡尔曼滤波或深度学习（如 LSTM 网络）预测移动障碍物的运动轨迹，并实时更新路径规划策略。同时，可探索多传感器融合技术（如激光雷达与视觉 SLAM 结合），在动态环境中实时感知障碍物速度与方向，提升避障的实时性与鲁棒性。

极端环境下的算法鲁棒性增强：针对电磁干扰、强风扰动等极端场景，需从硬件-算法协同设计层面优化。例如，通过惯性导航系统(INS)与视觉里程计(VO)的冗余校验，提升定位精度；在算法中嵌入抗干扰代价函数，对信号不稳定区域增加路径安全权重，确保无人机在复杂电磁环境下的稳定运行。

分层规划与多机协同框架：构建“全局-局部”分层规划体系，将改进 A*算法作为全局路径生成器，结合模型预测控制（MPC）或人工势场法实现局部实时避障，形成互补优势。此外，探索多无人机协同路径规划，设计分布式决策机制与冲突消解策略，优化任务分配与航路协调，适用于大规模空地协同任务（如区域搜索、编队运输）。

轻量化部署与边缘计算集成：为适配资源受限的无人机平台，可进一步压缩算法计算量，例如采用稀疏化节点管理或并行化搜索策略。同时，结合边缘计算技术，将部分规划任务卸载至地面基站或边缘服务器，实现云端-机载协同计算。例如，在 5G 网络支持下，无人机可实时接收高精度地图更新，降低机载计算压力。

跨领域应用场景拓展：算法的模块化设计使其具备良好的可移植性，未来可在以下场景中深化应用：城市物流：针对密集楼宇环境，结合交通管制规则优化无人机配送路径；农业监测：在农田三维地形中规划高效巡检路线，适应作物生长动态变化；灾害救援：在坍塌建筑或复杂地貌中规划搜救路径，集成红外热成像数据以识别生命信号；军事侦察：结合隐身需求与电子对抗环境，设计低可探测性路径规划策略。

人机交互与自适应学：引入强化学习框架，使无人机能够通过历史飞行数据自主优化路径规划策略。例如，在反复执行相似任务时，算法可自适应调整动态权重参数，减少人工调参依赖。此外，开发可视化人机交互界面，允许操作员实时标注危险区域或调整任务优先级，增强算法的灵活性与可控性。

通过上述方向的深入研究，改进算法有望突破当前技术瓶颈，为空地无人平台在更复杂、动态的现实场景中提供高效、安全的路径规划解决方案，推动智能无人系统技术的产业化落地。

4. 感想

参与本次 SRP 项目让我深刻体会到科研探索的严谨性与实践创新的挑战性。从理论分析到算法改进，再到实际验证，每一步都让我对无人机路径规划技术的复杂性有了更深刻的认识，也让我在实践中提升了问题解决能力。

在项目初期，我对 A* 算法的原理理解仅停留在理论层面，但在实际改进过程中，如何平衡路径安全性与计算效率成为关键难题。通过反复调整启发式函数的动态权重，并结合仿真实验的反馈，逐渐摸索出适合不同场景的参数配置。这一过程让我意识到，理论模型的优化必须紧密结合实际需求，单纯追求数学上的“最优”未必能解决工程问题。

通过项目实践，我不仅巩固了路径规划领域的专业知识，还提升了代码实现、数据分析与团队协作的能力。尤其在跨学科交流中，我学会了如何将自动化技术与数学建模结合，为复杂问题提供系统化的解决方案。

衷心感谢杨健导师的悉心指导，从研究方向到技术细节的每一次讨论都让我受益匪浅。同时，感谢团队成员的协作支持，以及项目组提供的实验资源，这些为我的任务顺利推进奠定了坚实基础。未来，我希望在现有成果基础上，进一步探索动态障碍物预测与多机协同规划技术，提升算法在复杂场景下的适应性。同时，期待将项目中积累的经验应用于更广泛的智能系统领域，为无人平台的实际应用贡献更多创新思路。

这段研究经历不仅让我收获了技术成果，更培养了我以实践为导向的科研思维。这些经验将激励我在未来的学术与工程探索中持续深耕，追求技术落地的真正价值。

参考文献：

- [1] 刘庆健,疏利生,刘刚等. 低空无人机路径规划算法 [J]. 综航空工程进展, 2023,14(2):24-34.
- [2] 肖金壮,余雪乐,周刚,等. 一种面向室内 AGV 路径规划的改进蚁群算法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3) : 277-285.
- [3] 梁青,周璐,吕文凯,等. 基于自适应权重的三维 A*路径规划改进算法[J]. 西安邮电大学学报, 2022,27(3):84-89.
- [4] 李世国,苏卫华,等. 基于改进 A*算法的无人搜救全局路径规划研究[J]. 医疗卫生装备, 2020,41(12):16-20.
- [5] 宋超,李波,马云红,等. 基于优化 A*和 MPC 融合算法的三维无人机航迹规划 [J]. 系统工程与电子技术, 2023,45(12):3995-4004.