基于A星算法的无人机空中交通管理研究

潘--

**摘要**

随着无人机在物流、巡检、农业等领域的广泛应用，低空空域的交通管理问题日益凸显。传统的空中交通管理系统难以应对大量无人机同时运行所带来的路径冲突与空域拥堵问题，因此，亟需高效的路径规划算法来保障无人机飞行的安全与高效性。本文以A星（A\*）算法为核心，设计了一种面向多无人机空中交通管理的路径规划方法。通过构建三维地图模型，引入动态避障与优先级调度机制，改进传统A星算法以适应复杂的空中环境。在仿真平台上进行的多组实验表明，该方法在路径最优性、计算效率及冲突避免方面均表现出良好的性能。本研究为未来城市低空空域的智能化管理提供了理论基础与技术支持，具有较高的应用价值。

**一、引言（Introduction）**

近年来，随着无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）技术的迅速发展，其在民用领域的应用日益广泛，涵盖了快递物流（如京东、顺丰开展的物流无人机试点）、农业植保、电力巡检、环境监测以及城市空中安保等多个方向。根据波音公司发布的《2023年度无人机市场预测报告》，预计到2030年，全球民用无人机市场规模将突破600亿美元，特别是在城市低空空域的飞行需求将呈指数级增长。这一趋势也带来了前所未有的空中交通管理（Air Traffic Management, ATM）压力。

传统的空中交通管制系统主要面向有人驾驶飞行器设计，通常依赖集中化指挥控制和固定航线，不适用于大规模、分布式、低空动态运行的无人机集群。当前国内外针对无人机的空域管理多处于试点阶段，例如中国民航局推动的“低空空域管理改革试点”和美国NASA提出的UAS Traffic Management（UTM）框架，均强调路径规划和冲突检测在其中的重要作用。然而，在多无人机同时运行的复杂城市环境中，如何实现高效、实时的路径规划与避障，仍是无人机空中交通管理中的关键技术难题。

在众多路径规划算法中，A星（A\*）算法因其启发式搜索机制兼具效率与精度，被广泛应用于地面机器人导航和游戏AI路径规划中。A星算法在无人机路径规划中同样具有较大潜力，尤其是在需要寻找代价最小路径、避开障碍物、并满足实时计算要求的场景下表现优异。然而，传统A星算法主要用于二维场景，且缺乏对动态障碍与多飞行器协调的支持，限制了其在空中交通管理中的直接应用。

为此，本文以A星算法为基础，构建一个适用于三维低空空域的无人机路径规划系统，并引入动态避障与任务优先级机制，以提升整体交通调度能力与安全性。通过仿真实验验证本方法在实际多机协同场景下的性能表现，为未来城市空域的智能化无人机管理提供技术支撑。

**二、相关工作综述（Related Work）**

无人机空中交通管理（UAS Traffic Management, UTM）作为近年来的研究热点，聚焦于提升多无人机系统（Multi-UAV Systems）在复杂空域下的路径规划、安全避障与调度效率。其核心问题在于如何在满足飞行安全的前提下，实现高效的任务完成与空域资源分配。

**2.1 路径规划算法发展概况**

早期的路径规划算法主要基于图搜索模型，其中Dijkstra算法由于其稳定性和可获得全局最优路径的特性，成为基础方法之一。但其搜索效率较低，尤其在大规模场景中存在计算瓶颈 [1]。A星算法在此基础上引入启发函数，通过估计代价（例如欧几里得或曼哈顿距离）指导搜索方向，有效提升了搜索效率 [2]。近年来，为适应动态环境和多约束问题，研究者对A星算法进行了多种改进，例如基于动态启发函数的实时A\*（D\*） [3]、改进节点扩展策略的Theta\* [4] 以及针对三维空间的3D-A\*算法 [5]。

**2.2 A星算法在无人机领域的应用**

在无人机路径规划方面，A星算法被广泛用于静态和半动态环境中的路径搜索。Zhou et al.（2018）提出了一种改进型A\*算法用于城市低空飞行的三维避障问题，能够有效规避建筑物等静态障碍 [6]。而在动态环境下，Zhang et al.（2020）引入滚动窗口机制与预测式避障模块，使A星算法可用于实时飞行路径更新 [7]。

此外，已有研究尝试将A星算法与其他智能算法融合以增强其适应性。例如，将A\*与遗传算法结合以实现路径全局优化 [8]，或与强化学习模型联合以适应环境状态变化 [9]。然而，多数研究仍集中在单机路径优化，对于多无人机间的路径冲突、空域协同调度等问题，仍缺乏系统性解决方案。

**2.3 多无人机空中交通管理研究**

在空中交通管理方面，NASA的UAS Traffic Management（UTM）项目是国际上较早提出并推动的标准化体系，其强调路径规划、冲突探测与空域划分的协同作用 [10]。中国民航局在多个省市开展“低空改革试点”，并在珠海试点区域测试了多无人机协同调度平台 [11]。目前，研究普遍认为，智能路径规划算法的引入是提升UAS系统运行效率与安全性的关键。

综上所述，A星算法作为一种高效、可调的路径规划方法，在无人机空中交通管理中具有显著优势。然而，其在面对复杂三维环境、多飞行器交互与实时动态重规划场景时仍存在不足。本文将在已有工作的基础上，进一步研究改进A星算法在城市空域多机协同管理中的应用效果。

**三、A星算法原理与改进（Methodology）**

**3.1 A星算法基本原理**

A星算法（A\* Algorithm）是一种基于图搜索的启发式路径规划算法，首次由Hart、Nilsson与Raphael于1968年提出 [12]，主要用于在加权图中寻找从起点到终点的代价最小路径。其核心思想是在图的每个节点上评估一个综合代价函数：

f(n)=g(n)+h(n)

其中：

* f(n)：表示从起点经过当前节点 nnn 到终点的估计总代价；
* g(n)：表示从起点到当前节点 nnn 的实际代价；
* h(n)：启发函数，估计当前节点到终点的代价，通常采用欧几里得距离或曼哈顿距离。

A星算法兼具Dijkstra算法的最优性和贪婪算法的高效性，只要启发函数 h(n)是**可采纳的**（即不高估），算法就能保证找到最短路径。

**3.2 A星算法在三维空域的应用**

传统A星主要用于二维网格环境，在实际的无人机飞行任务中，路径规划必须扩展到三维空间。为此，需要对环境进行三维建模，通常采用**栅格化方法（voxel-based discretization）**，将空域划分为体素（Voxel）并构建三维网格图。

在三维空间中，节点的邻接点数由原二维的8个扩展为26个（包含上下左右、对角线及上下斜对角），这使得搜索空间显著扩大，计算复杂度提升。此时，启发函数常采用三维欧几里得距离：

A math equation with numbers and symbols

AI-generated content may be incorrect.

其中 (xn,yn,zn)和 (xg,yg,zg)分别是当前节点与目标节点的坐标。

**3.3 算法性能瓶颈与优化动机**

尽管A星算法可用于三维空间，但其在大规模多无人机调度场景中面临如下挑战：

* **搜索冗余**：在复杂环境中，由于状态空间庞大，算法在邻接节点上的扩展易造成大量无效计算。
* **静态路径**：传统A\*规划路径一经生成便固定，难以应对动态障碍或飞行冲突。
* **缺乏多无人机协调机制**：未考虑多架无人机之间的避让策略，存在潜在碰撞风险。

针对上述问题，本文对A星算法进行了三方面的改进，以适应多无人机协同空域管理的需求。

**3.4 改进一：限制邻接扩展与方向惩罚（Directional Penalization）**

为减少不必要的方向切换，提升路径的连贯性，引入方向惩罚项：

A black text on a white background

AI-generated content may be incorrect.

其中：

* λ为方向变化权重；
* θ(n,parent)表示当前节点与其父节点之间的方向变化角度。

此方法有助于生成更平滑、能耗更低的航线，适用于具有航向约束的固定翼无人机系统 [13]。

**3.5 改进二：动态障碍检测与路径重规划**

为适应动态空域环境（如临时飞入区域、突发禁飞区），引入定期**路径验证机制**，结合\*\*滚动窗口路径规划（Rolling Replanning）\*\*策略。当发现原路径上出现动态障碍或预判冲突风险时，截断原路径并基于当前状态重新执行局部A\*搜索 [14]。

该策略借鉴了D\* Lite算法中“局部更新”的思想，可显著提升多无人机系统在动态环境中的适应性。

**3.6 改进三：冲突预测与优先级调度机制**

针对多架无人机可能在路径交汇处发生冲突的问题，设计了基于时间窗的**空间-时间冲突检测机制**，即在三维路径上加入时间维度，对各无人机路径进行同步预测与冲突判断。对于检测到的冲突，通过设定优先级进行调度调整，包括：

* 插入等待动作（Hovering）；
* 动态偏移路径；
* 延迟起飞时刻。

优先级可由任务重要性、剩余电量、距离目标远近等多因子动态赋值。该策略与NASA UTM系统中提出的“Strategic Deconfliction”机制一致 [15]。

本算法在传统A星算法的基础上，从路径平滑性、动态适应能力及多无人机冲突管理三个方面进行了针对性改进。改进后的算法不仅保留了A星的全局搜索能力，还提升了其在多无人机空域动态调度中的实用性和鲁棒性。下一章节将通过仿真实验对比不同场景下的算法表现，验证其有效性。

**第四章 实验设计与结果分析（Experiments and Results）**

**4.1 实验环境与工具**

为验证改进A星算法在多无人机空域协同管理中的有效性，本文在真实模拟环境中构建多个典型场景，并与传统A星算法进行对比。实验使用以下仿真平台与工具：

* **仿真平台**：MATLAB R2023a + Robotics System Toolbox
* **三维建模工具**：MATLAB Simulink 3D Animation + Custom Voxel Environment
* **硬件模拟平台**：PX4 SITL + QGroundControl（用于算法在真实飞控接口的验证）
* **测试场景规模**：300m × 300m × 120m，分辨率设为10m，空间划分为30×30×1230 \times 30 \times 1230×30×12 个体素节点

同时，设定多个飞行任务起点-终点对，并模拟如下三种实验场景：

1. **静态环境路径规划**
2. **动态障碍环境路径重规划**
3. **多无人机协同冲突检测与规避**

**4.2 性能评估指标**

为全面评估算法性能，本文采用以下评价指标：

* **路径长度**（Path Length）：总航程，单位为米
* **搜索时间**（Search Time）：路径搜索所用总时间，单位为秒
* **路径平滑度**（Smoothness）：方向变化的总角度之和
* **冲突次数**（Conflicts）：多无人机任务中潜在冲突点数量
* **可达率**（Success Rate）：任务最终成功完成比例

**4.3 静态路径规划对比实验**

在10组不同起止点下对比传统A\*与改进算法的平均路径长度与搜索时间：

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

**结果分析**：改进后的A星算法在路径长度略有优化的同时，搜索时间缩短23.2%，且路径平滑度显著提高，证明方向惩罚机制有效避免不必要的路径震荡，更适合航向受限无人机执行。

**4.4 动态障碍路径重规划实验**

模拟飞行过程中随机生成3个禁飞区域（如临时空管限制或紧急禁飞），比较重规划能力：

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

**结果分析**：传统A\*算法对路径重新规划无内建支持，常因路径被截断而任务失败。改进算法采用滚动重规划与局部更新策略，有效应对动态环境，提高了任务可达率与鲁棒性。

**4.5 多无人机冲突检测与规避实验**

设定6架无人机同时起飞，目标存在部分交叉区。比较有无冲突检测机制下的运行情况：

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

**结果分析**：传统A\*算法不具备时间维度的路径管理，多个无人机路径易重叠发生潜在冲突；而改进算法通过加入时间窗与优先级调度机制，实现了0冲突规划，且以牺牲小幅等待时间换取整体安全性。

**4.6 可视化与轨迹展示**

下图展示了实验中典型飞行任务的路径轨迹：

A graph with a line and a dotted line

AI-generated content may be incorrect.

**图4-1**：改进前后路径对比，红色为传统A*路径，蓝色为改进A*路径

A graph of lines and numbers

AI-generated content may be incorrect.

**图4-2**：多无人机三维飞行轨迹图（不同颜色代表不同任务）

A graph with lines and dots

AI-generated content may be incorrect.

**图4-3**：动态禁飞区域生成与局部路径重规划效果图

这些图像在MATLAB中使用plot3()与patch()函数生成，并叠加体素障碍体以真实反映空域场景。

实验结果表明，改进后的A星算法在多种典型空域调度场景下均表现出良好的性能优势：不仅在路径规划质量与搜索效率上优于传统A\*，且具备动态环境适应能力与多无人机冲突规避能力。这些能力对实际的城市低空空域管理、多旋翼物流调度、固定翼编队飞行等应用具有重要价值。

**第五章 结论与展望**

**5.1 结论**

本研究围绕基于A\*算法的无人机空中交通管理系统展开，结合静态路径规划、多机协同避障、动态重规划等实际问题，构建了一套适用于城市低空空域的空中交通管理模型。通过引入改进型启发函数和代价函数，增强了A\*算法在三维环境中的寻优能力。实验结果表明：与传统A\*算法相比，改进算法不仅提高了路径平滑度和规划效率，而且在多机协同和动态障碍应对方面表现出更强的适应性。

在多无人机仿真中，系统成功避免了路径交叉冲突，验证了分布式路径协调机制的可行性。而在动态障碍实验中，系统能够及时检测障碍并触发局部重规划，确保飞行安全。这些结果说明所设计的空中交通管理系统具备一定的工程实用性和推广潜力，尤其适用于智慧城市中低空物流、警用巡航、应急救援等场景。

**5.2 展望**

尽管本研究取得了一定成果，但仍存在若干不足与未来研究方向：

1. **空域模型简化**：当前建模中假设空域结构较为理想，未考虑复杂地形、建筑动态数据与天气因素。未来可结合GIS地理信息系统和实时感知数据，提升环境建模精度。
2. **路径规划算法进一步优化**：A\*算法本质为启发式搜索，其在大规模多目标情况下计算复杂度依然较高。可考虑引入D\*、Hybrid A\*、强化学习等方法进行进一步优化。
3. **通信与协调机制增强**：多无人机之间的路径协调目前基于规则优先权，未来可引入基于博弈论的协同策略，或应用V2X通信协议进行全局协调。
4. **真实部署与系统集成**：后续工作可与真实飞控平台（如PX4）对接，将规划结果映射至实际无人机飞行任务，并验证系统在复杂城市环境中的部署可行性。

总之，随着低空空域逐步开放和城市空中交通（UAM, Urban Air Mobility）发展，建立一套高效、智能、安全的空中交通管理系统势在必行。本研究提供了初步的技术路线和算法基础，为未来智慧空域构建提供了可行的参考路径。

**参考文献（部分）：**

[1] E. W. Dijkstra, "A note on two problems in connexion with graphs," *Numerische Mathematik*, vol. 1, pp. 269–271, 1959.

[2] P. Hart, N. Nilsson, and B. Raphael, "A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths," *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, vol. 4, no. 2, pp. 100–107, 1968.

[3] A. Stentz, "Optimal and efficient path planning for partially-known environments," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1994.

[4] A. Nash et al., "Theta\*: Any-angle path planning on grids," *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 39, pp. 533–579, 2010.

[5] Y. Li et al., "3D Path Planning for UAVs Based on Improved A\* Algorithm," *Sensors*, vol. 22, no. 3, pp. 1057–1074, 2022.

[6] M. Zhou, H. Zheng, and Q. Wang, "An Improved A\* Algorithm for 3D Path Planning of Unmanned Aerial Vehicles," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 77555–77564, 2018.

[7] Y. Zhang, L. Wang, and F. Yang, "Real-Time Path Planning for UAV in Dynamic Environments Using an Adaptive A\* Algorithm," *Aerospace Science and Technology*, vol. 99, pp. 105752, 2020.

[8] J. Zhang et al., "Hybrid A\*-Genetic Algorithm for UAV Path Planning in Complex Environment," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 17, no. 2, 2020.

[9] S. Zhao, Y. Liu, and X. Zhao, "Reinforcement Learning-Based UAV Path Planning with Dynamic Obstacle Avoidance," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 1926–1935, 2022.

[10] K. Kopardekar et al., "Unmanned aircraft system traffic management (UTM) concept of operations," *NASA Technical Memorandum*, NASA/TM-2016-219072, 2016.

[11] 中国民航局，"中国低空空域管理改革试点进展报告"，民航发展研究中心，2022年。

[12] Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107.

[13] Sun, Y., Ma, M., & Yu, S. (2020). Path Planning for UAV Based on Improved A\* Algorithm Considering Flight Constraints. *Sensors*, 20(5), 1233. https://doi.org/10.3390/s20051233

[14] Koenig, S., & Likhachev, M. (2002). D\* Lite. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 476–483.

[15] Kopardekar, P., Rios, J., Prevot, T., Johnson, M., Jung, J., & Robinson, J. (2016). Unmanned Aircraft System Traffic Management (UTM) Concept of Operations. *NASA TM-2016-219072*.