

基于安全飞行走廊的无人机密集障碍规避算法

范力元¹, 张浩哲¹, 徐钊², 吕明伟³, 胡劲文¹, 赵春晖¹, 刘晓斌⁴

(1.西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072; 2.西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072;)
(3.沈阳飞机设计研究所, 辽宁 沈阳 110035; 4.西安现代控制技术研究所, 陕西 西安 710065)

摘 要:针对固定翼无人机在复杂密集多障碍物环境中的自主避障问题,提出了一种基于安全飞行走廊的固定翼无人机路径规划算法。密集障碍规避的难点在于障碍绕行与穿行的选择:绕行虽然更安全,但飞行成本更大;穿行虽然飞行成本更低,但安全威胁较高,如何快速求解最优路径是其中的核心问题。创新性地根据固定翼无人机的机动特性与 Dubins 曲线定义了安全飞行走廊,综合考虑无人机飞行安全与飞行成本,构建了障碍威胁评价函数;针对障碍物密集造成的计算复杂问题,提出了基于障碍物密度的障碍聚类算法,并通过蒙特卡洛采样法实现了高动态环境下的非线性评价函数快速近似求解;通过仿真验证了所提算法对于解决固定翼无人机密集障碍规避的有效性。

关 键 词:固定翼无人机;Dubins 曲线;飞行走廊;蒙特卡洛采样法;障碍规避
中图分类号:V279.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1000-2758(2022)06-1288-09

近年来,随着无人机技术的快速发展,无人机在许多方面取代了人工劳作,比如在地形勘探、灾难搜寻、边界巡检等方面^[1]。与旋翼无人机相比,固定翼无人机在载荷、飞行距离等方面有明显优势,在作战、运输等领域具有更广泛的应用。无人机的路径规划是无人机自主控制中的一项关键技术,由于固定翼飞行约束较强,目前成熟的固定翼无人机路径规划通常是起飞前进行的预规划,中途遇到突发情况往往需要人为干预,缺乏威胁规避的自主性,难以适应低空复杂多障碍环境下的高动态敏捷控制需求,例如对鸟群、树木、建筑物等的防撞规避,以及机场附近密集空域下的无人机自主安全飞行。为了提升未来民用无人机空域集成安全与自主飞行安全能力,需要研究固定翼无人机在复杂多障碍环境下的自主“感知与规避技术”^[2]。

传统的障碍规避算法多用于无人车、无人船等智能体上。避障算法大致可以分为全局路径规划、局部路径规划以及近年来发展迅猛的人工智能方法相结合的路径规划算法。全局路径规划方面,基于 A* 发展出了更加高效的迭代加深 A* 算法 (iterative deepening A*, IDA*)、终身规划 A* 算法 (lifelong planning A*, LPA*)、双向 A* 算法 (bidirectional A*)^[3-5];适用于动态障碍物环境的 D*, Focused D*, D* Lite 算法^[6-8];基于概率的概率地图法 (probabilistic road map, PRM)、快速搜索随机树法 (rapidly-exploring random tree, RRT)、快速搜索随机树优化算法 (RRT*)^[9-10]、双向 RRT* 算法^[11]。局部路径规划方面人工势场法 (artificial potential field, APF)^[12]简单有效,被广泛应用于实际工程当中;速度障碍法 (velocity obstacle, VO)^[13]选择速度场中合适的避障行为来保证机器人的安全性;向量场直方图算法 (vector field histogram, VFH)、VFH+^[14]利用障碍物信息对移动机器人运动方向产生的影响达到避障效果;人工智能算法方面,应用较早的引力搜索树法 (gravitational search algorithm, GSA)、模拟退火法 (simulated annealing, SA)、遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[15-18]在路径规划

收稿日期:2022-03-31 基金项目:陕西省重点研发计划(2020ZDLGY06-02)、航空科学基金(2019ZA053008,20185553034)资助
作者简介:范力元(1999—),西北工业大学硕士研究生,主要从事无人机编队协同控制研究。
通信作者:徐钊(1982—),西北工业大学副教授,主要从事无人机网络控制、神经网络、学习控制与健康研究。
e-mail:zhaoxu@nwpu.edu.cn

算法方面取得了不错的应用效果,人工神经网络 (artificial neural network, ANN)、监督学习 (supervised learning, SL)、强化学习 (reinforcement learning, RL) 也在路径规划方面取得了不错的效果^[19-21]。固定翼无人机相比无人车、旋翼无人机等智能体有更多的运动学限制,上述避障算法不能简单应用于固定翼无人机的避障。

针对固定翼无人机的避障问题,研究人员也做了许多相关研究。Vanegas 等^[22]使用与贝塞尔曲线近似的 3D 回旋曲线生成平滑曲线,引导无人机跟踪实现障碍物规避。Lee 等^[23]基于三次贝塞尔曲线的样条方法扩展提出的样条 RRT* 算法的树结构,生成三维曲线,实现固定翼无人机三维空间中的障碍物规避。Keller 等^[24]将图搜索算法和样条采样算法相结合,应用于多固定翼无人机的障碍物规避。Benders 等^[25]在考虑固定翼无人机多飞行约束条件下,利用 A* 算法实现了有风干扰环境中的 3D 路径规划。Song 等^[26]综合 A* 和 Dubins 曲线实现了固定翼无人机的避障,相比传统 A* 算法,此方法飞行效率更高。另外智能算法在固定翼无人机的避障方面也有应用。Sanders 等^[27]结合无人机的动力学特性和油耗、油门推力等,利用非支配排序遗传算法实现了固定翼无人机到目标点的最优路径规划。Roberge 等^[28]使用遗传算法 (GA) 和粒子群优化算法 (PSO),考虑无人机动态特性实现无人机在复杂 3D 环境中的准最优路径规划,该团队在 2018 年^[29]利用遗传算法在 GPU 上运动生成适合于固定翼无人机的平滑路径,实现固定翼无人机在满足战场高动态环境中的障碍物规避。

相比上述提到的固定翼无人机障碍规避算法,本文所提算法能够实现复杂低空密集障碍物环境的障碍物规避。本算法考虑并满足无人机机动性的要求,不仅基于无人机当前位置与障碍物位置,还考虑无人机未来航迹与障碍物的关系,实现障碍物规避,另外能够通过调整障碍规避评价函数的权重向量,对避障算法进行有倾向性的调节。以上功能对于安全性要求更严苛的固定翼无人机而言更加安全。

1 问题描述

1.1 固定翼无人机飞行建模

在本节中,首先建立固定翼无人机的运动学模型 $M = [x, y, \dot{\theta}]^T$,运动学模型如(1) 式所示

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cos \theta \\ v \sin \theta \\ u/\rho \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中: $x, y \in \mathbf{R}^2$ 表示无人机在平面内的坐标点; $\theta \in [0, 2\pi)$ 表示无人机的偏航角; $v = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$ 表示无人机在平面中的速度; ρ 表示无人机的转弯半径; u 表示转弯速度控制信号。对于同一转弯速度控制信号,转弯半径越小,转弯速度越快。基于以上描述,无人机的航迹可以用(2) 式表示

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{u}_{k-1} \tag{2}$$

式中: $\mathbf{p}_k = [x_k, y_k, \theta_k]$ 分别表示 k 时刻航迹的坐标点以及朝向; $\mathbf{u}_k$ 表示 k 时刻无人机的输入控制量。

1.2 基于 Dubins 曲线的安全飞行走廊

1.2.1 Dubins 曲线

对于固定翼无人机的航路规划问题,首先要解决满足诸如最小转弯半径等约束条件时,2 个航路点之间的最短路径规划问题。航路点包含的信息有二维平面坐标点、偏航角,即 Dubins 曲线模型中包含的信息。Dubins^[30]于 1957 年给出完备的 Dubins 路径集,解决了有界曲率下 2 个点之间的最短路径问题,最短路径就包含在 Dubins 完备路径集中,路径集中的每条路径由线段和圆弧组成。

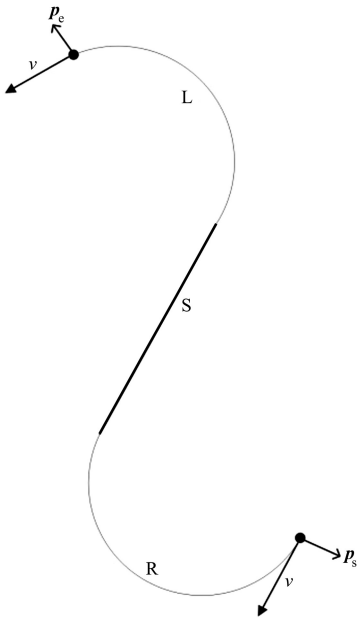


图 1 Dubins 轨迹示意图 (RSL)

为了减少最短路径计算时间,Shkel 等^[31]对 Dubins 完备路径集进行启发式改进,根据起点和终

点的运动方向将 Dubins 路径集分成几种等价组,通过构建等价组逻辑分类判断,就能快速求得最短路径。包含 6 种路径类型的 Dubins 路径集可以表示为 $S = \{LSL, LSR, LRL, RSR, RSL, RLR\}$,最短路径可以表示为

$$P(p_s, p_e) = \min \left\{ \begin{matrix} P_{LSL}(p_s, p_e), P_{LSR}(p_s, p_e), P_{LRL}(p_s, p_e), \\ P_{RSR}(p_s, p_e), P_{RSL}(p_s, p_e), P_{RLR}(p_s, p_e) \end{matrix} \right\} \quad (3)$$

式中: $p_s = [x_s, y_s, \theta_s]$ 表示 Dubins 曲线的起始点; $p_e = [x_e, y_e, \theta_e]$ 表示 Dubins 曲线的终止点; L 为左旋转圆弧; R 为右旋转圆弧; S 表示直线段。RSL 类型的路径示意图如图 1 所示。

1.2.2 固定翼无人机安全飞行走廊

在民航领域,国家统一规划了飞机的航路图,客机需要依据地面和机载的导航定位设备,按照预先设定的航路飞行。航路是具有上下限高度和宽度,类似于走廊的飞行通路,本文借鉴民用领域的相关规定,提出了基于 Dubins 曲线的飞行走廊定义方法。

如图 2 所示,假设飞行轨迹起点为 p_s ,局部终点为 $p_{e'}$,连接 p_s 与 $p_{e'}$,定义飞行走廊的左宽度为 D_l ,飞行走廊的右宽度为 D_r (飞行走廊的左右宽度如图中蓝色线段所示),另外根据任务需求,在飞行走廊的两侧增加安全阈值 δ ,飞行走廊的宽度最终可以定义为

$$D_w = D_l + D_r + 2\delta \quad (4)$$

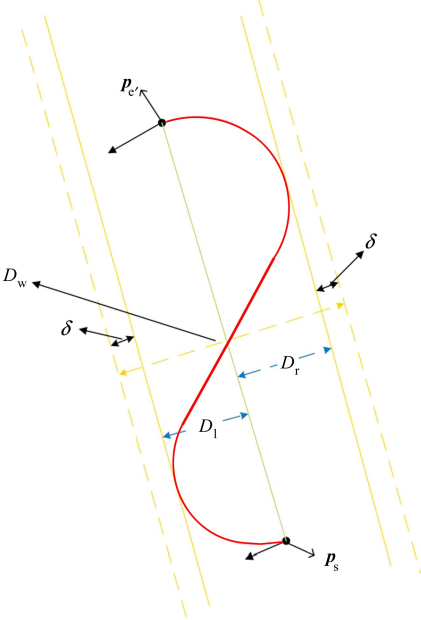


图 2 基于 Dubins 曲线的飞行走廊示意图

1.3 安全飞行评价函数

一般地,为躲避障碍物而进行飞行航迹重规划时,障碍物规避路径偏离原始路径的程度越大,任务执行效率越低而飞行的安全性越高;相反,任务执行效率提高而飞行安全性却降低了。本节的目的是设计一个能在任务效率和飞行安全性之间进行权衡的多参数评价函数,在保证飞行安全的前提下尽可能地靠近原始路径。评价函数由障碍物与飞行走廊距离、局部终点偏移距离、未来航迹与障碍物距离三部分构成。

1) 障碍物与飞行走廊距离:假设计算得到的路径局部终点为 $p_{e'} = (x_{e'}, y_{e'}, \theta_{e'})$,连接起点 p_s 和局部终点 $p_{e'}$,得到一条满足(5)式的直线。

$$(y_{e'} - y_s)x + (x_{e'} - x_s)y + (x_{e'}y_s - y_{e'}x_s) = 0 \quad (5)$$

障碍物与飞行走廊之间的距离 D_i 可以由(6)式计算得到

$$D_i = \begin{cases} \frac{|(y_{e'} - y_s)x_{o,i} + (x_{e'} - x_s)y_{o,i} + (x_{e'}y_s - x_sy_{e'})|}{\sqrt{(y_{e'} - y_s)^2 + (x_{e'} - x_s)^2}} - D_l, & (y_{e'} - y_s)x_{o,i} + (x_{e'} - x_s)y_{o,i} + (x_{e'}y_s - x_sy_{e'}) > 0; \\ \frac{|(y_{e'} - y_s)x_{o,i} + (x_{e'} - x_s)y_{o,i} + (x_{e'}y_s - x_sy_{e'})|}{\sqrt{(y_{e'} - y_s)^2 + (x_{e'} - x_s)^2}} - D_r, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

2) 局部终点偏移距离:飞行航迹的局部终点与原始终点的距离可以表示为

$$D_{p_{e'},e} = \|p_{e'} - p_e\| \quad (7)$$

3) 未来航迹与障碍物距离:未来路径与障碍物的最小距离可以由(8)式计算得到

$$\varepsilon(p_{e'}) = \left\| \frac{(x_{o,i} - x_{e'})\tan\theta_e - (y_{o,i} - y_{e'})}{\sqrt{\tan^2\theta_e + 1}} \right\| \quad (8)$$

综上所述,基于 Dubins 飞行走廊的避障优化函数可以设计为

$$\varepsilon(p_{e'}, p_s, p_e) = \sum_{i=1}^{n_0} [\eta_1 \quad \eta_2 \quad \eta_3] \begin{bmatrix} D_i - R_{o,i} \\ -D_{p_{e'},e} \\ \varepsilon(p_{e'}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $[\eta_1 \quad \eta_2 \quad \eta_3]$ 为权重向量,用户可以根据具体的任务场景及需求设定相应的权重; $R_{o,i}$ 表示下标为 i 障碍物的半径。

基于以上定义,无人机的障碍物规避问题就可以描述为

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_e^* &= \operatorname{argmax}_{\mathbf{p}_{e'} \in \mathbf{R}^2} \varphi(\mathbf{p}_{e'}) \\ \text{s.t. } \mathbf{p}_s &\neq \mathbf{p}_e \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{p}_{e'}$ 是优化变量表示路径局部终点; $\mathbf{p}_e^*$ 是最优局部终点。在 $\mathbf{p}_s \neq \mathbf{p}_e$ 的前提下由相应的算法能够确定一个最优局部终点 $\mathbf{p}_e^*$, 从而能够确定一条最短 Dubins 飞行轨迹。以上的障碍物规避问题是一个典型的多目标优化问题。

2 基于蒙特卡洛采样的数值优化算法

2.1 DBSCAN 聚类算法

为了生成无碰撞的路径,要先确定感知范围内的可飞行区域和不可飞行区域。考虑到空间中的障碍物可能很多,为了减小蒙特卡洛采样法的搜索空间,本文采用 DSBCAN 算法对感知范围内的所有障碍物进行空间聚类处理。DSBCAN 算法根据障碍物之间的距离等评价指标来定义障碍物之间的密度,当感知范围内的障碍物满足相应的密度要求时,将相应的障碍物区域视为空间障碍簇,即为不可飞行区域。

假设无人机与障碍物之间的最小安全距离为 $D_{\min}$, 当障碍物的距离满足

$$\|p_{o,i} - p_{o,j}\| \geq 2D_{\min} + R_{o,i} + R_{o,j} \quad (11)$$

则说明无人机能从下标为 i 和 j 的障碍物之间穿过,其中 $R_{o,i}$ 和 $R_{o,j}$ 表示下标为 i 和 j 障碍物的半径。因此,DBSCAN 算法的参数可以设置为:

- 1) $R_{\min} = 2D_{\min} + R_{o,i} + R_{o,j}$, $R_{\min}$ 为最短领域半径。
- 2) $P_{\min} = 1$; $P_{\min}$ 表示领域内障碍物的最少个数。

2.2 蒙特卡洛采样算法

局部终点的计算,即评价函数的求解问题。由 2.1 节可知,评价函数是不可导且不具有解析形式的,评价优化函数的解析解也就不能显式求得,蒙特卡洛采样法是一种具有概率完备性的、基于统计采样的近似推理方法,它是求解近似解的有力方法,因此本文采用蒙特卡洛采样法来近似逼近评价优化函数的最优解。

如图 3 所示,蒙特卡洛采样法只能在传感器探测范围且满足 Dubins 曲线模型的限制区域内采样

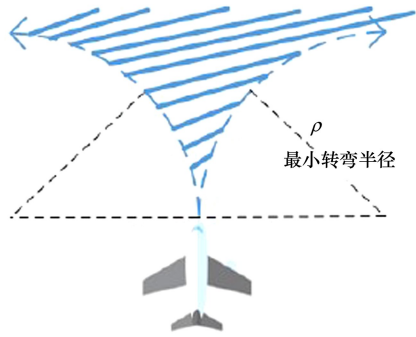


图 3 蒙特卡洛采样区间

(即图中蓝色虚线部分),采样获得一组二维坐标随机采样点: $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{n_{mc}}, y_{n_{mc}})\}$, 其中 n_{mc} 是随机采样点的数量。由此,优化问题转化成

$$(x^*, y^*) = \operatorname{argmax}_{(x_i, y_i) \in V} \varphi(x_i, y_i) \quad (12)$$

总结以上步骤,完整的避障路径规划算法执行步骤如表 1 所示。

表 1 避障路径规划算法执行步骤

基于安全飞行走廊的密集障碍规避算法
1. 初始化任务航迹、无人机参数(最小转弯半径、传感器探测距离)、权重向量 $[\eta_1 \ \eta_2 \ \eta_3]$ 、航线跟踪算法参数(MPC)、DBSCAN 算法参数;
2. 无人机感知传感器探测范围内的障碍物;
3. 若无人机没有探测到障碍物,以任务航迹为参考轨迹跟踪飞行;
4. 若无人机探测到障碍物,计算局部终点 $\mathbf{p}_e = [x_e, y_e, \theta_e]$;
5. DBSCAN 算法计算划分可行飞行区域与不可飞行区域;
6. 在采样区域内进行蒙特卡洛采样,得到 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{n_{mc}}, y_{n_{mc}})\}$
7. 基于评价优化函数采样点中的最优解 $\mathbf{p}_e^* = [x_e^*, y_e^*, \theta_e^*]$;
8. 基于无人机当前位置 $\mathbf{p}_s = [x_s, y_s, \theta_s]$ 与终点位置 $\mathbf{p}_e^* = [x_e^*, y_e^*, \theta_e^*]$ 计算 Dubins 曲线轨迹;
9. 以 Dubins 曲线轨迹为参考轨迹,通过 MPC 控制无人机飞行;
10. 判断无人机是否完成飞行任务,若完成任务,则任务结束,否则返回步骤 2;

3 算法仿真验证

3.1 密集障碍环境中的无人机避障仿真

本节在 MATLAB R2017b 中总计进行了 100 次无人机避障仿真,其中前 50 次均采用同一环境和无人机参数进行重复实仿真,后 50 次采用另外一组环境和无人机参数进行对照,验证该算法在不同环境中的避障效果。在 2 个仿真环境中随机生成多个障碍物,并且在 2 个环境中无人机可飞行区域内随机确定无人机的初始位置与目标位置。首先人为设置无人机任务路径的点集,再基于任务路径点集,通过 Dubins 算法生成一条满足固定翼无人机飞行约束的光滑曲线,获得的曲线作为无人机的任务路径。接下来设置本文所提避障算法的参数,前 50 次仿真为一组,后 50 次仿真为另一组,参数如表 2 所示。

表 2 仿真参数设置

仿真参数	前 50 次仿真	后 50 次仿真
最小转弯半径 ρ_k/m	15	30
障碍物探测角度 $\theta_k/(\text{^\circ})$	30	30
障碍物探测距离 d_k/m	60	120
起始状态		
$[x_{s,k}, y_{s,k}, \theta_{s,k}]/[\text{m}, \text{m}, (\text{^\circ})]$	(0,0,0)	(200,500,100)
终止状态		
$[x_{e,k}, y_{e,k}, \theta_{e,k}]/[\text{m}, \text{m}, (\text{^\circ})]$	(50,65,100)	(600,800,-90)

每进行一次仿真就会进行若干次蒙特卡洛采样,每次蒙特卡洛采样会采集到若干个位于采样区域的点,然后根据这些采样点得到最优局部终点。将前 50 次仿真中所有相对应的局部最优点进行均值化,得到第一组数据;同理,另一组环境下将得到第二组数据。下面对这 2 组不同环境中的数据绘制图像进行具体分析。

第一组的仿真结果如图 4 所示。图中随机散落着一些障碍物点,红色曲线代表预设的任务路径,无人机在跟随任务路径飞行的过程当中,传感器不断对环境进行感知,若感知到障碍物,无人机则会依据本文提出的算法进行路径规划。规划的路径如图 4a) 中黑色曲线所示,原始任务路径中被替代的曲线段由图中绿色曲线所示。从图 4a) 中还可以看出,当规划的避障路线中仍有障碍物时,算法对路径进行了二次重规划。最终无人机完成飞行任务时的

飞行路线如图 4b) 中蓝色曲线所示。

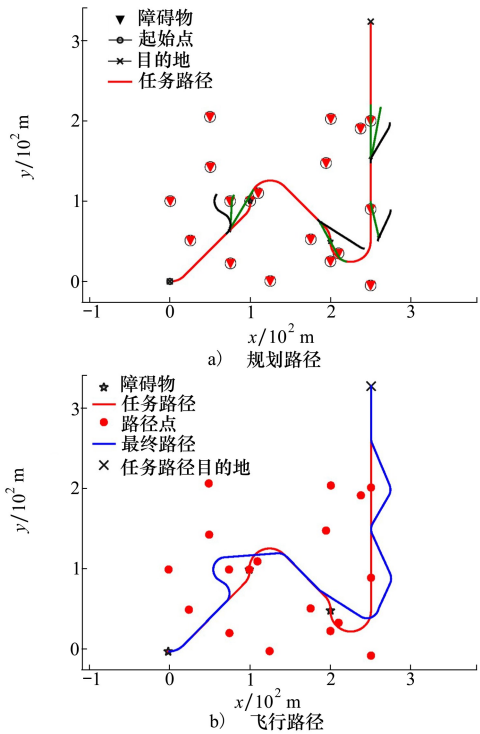


图 4 第一组仿真结果

第二组仿真结果如图 5 所示。和第一组仿真一样,无人机在随机散落障碍物的地图中成功地规划出一条从起点到终点,规避任务路径中所有障碍物

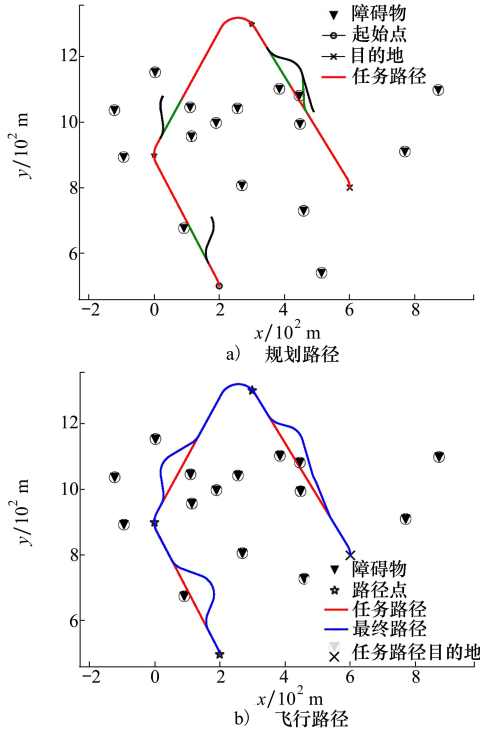


图 5 第二组仿真结果

的避障路线。以上仿真结果都验证了本文所提出算法的有效性。

在上面 2 组实验中,无人机都能避开规划航迹上的障碍,若无人机的任务路径上没有障碍物,则得到一个经过所有无人机任务路径点集的最短路径;若有个别路径点与障碍物重叠,则根据上述算法绕开障碍再向下一路径点飞行。

3.2 基于 MPC 轨迹跟踪的固定翼无人机障碍规避仿真

考虑到无人机在实际飞行中很难实现对航路的零误差跟踪,本节以模型预测控制为轨迹跟踪控制器,模拟无人机对目标路径的跟踪效果,以进一步验证本文所提出算法的实用性。

设置起始状态为: $p_s=[1\ 200\ \text{m}, 200\ \text{m}, 235^\circ]$,目标状态为: $p_e=[800\ \text{m}, 2\ 700\ \text{m}, 235^\circ]$,利用 3.1 节中描述的任务路径生成方法生成任务路径。设置无人机最小转弯半径 $\rho=250\ \text{m}$,传感器探测角度 $\theta=30^\circ$,传感器探测距离为 $d=1\ 000\ \text{m}$,障碍威胁评价函数权重 $\eta=[\eta_1, \eta_2, \eta_3]$,分别为航线偏离程度、局部终点偏移距离、未来航迹与障碍物距离的权重。

无人机在按任务路径飞行时,如果没有探测到障碍物,则无人机通过模型预测控制器以任务路径为参考路径实行跟踪控制;如无人机探测到障碍物,则由本文提出的算法进行路径规划以躲避障碍物,此时无人机通过模型预测控制器以规划的避障路径为参考路径进行跟踪。仿真结果如图 6 所示,图中蓝色路径为无人机的任务路径,黑色路径为无人机实时参考的路径,红色路径为无人机最终飞行的路径。

由图 6 可以看出无人机在任务起初阶段未探测到障碍物,以目标路径为参考路径进行跟踪飞行,当探测到障碍物时对障碍物进行聚类归并(归并的障碍物由相同的颜色表示),并由上文提出的路径规划算法计算出一条避障路径,此时无人机以避障路径为参考路径进行实时跟踪,当无人机实现对障碍物的规避之后,无人机又以任务路径为参考路径进行跟踪飞行。由仿真结果还可以看出在跟踪目标路径时,模型预测控制器的跟踪误差较小,但是在跟踪避障路径时,由于无人机机动性的约束,存在较大的跟踪误差。从飞行过程整体上看,无人机实现了对任务路径的跟随,并且成功规避了任务路径上的障碍物。仿真结果进一步证明了本文所提出算法的有效性。

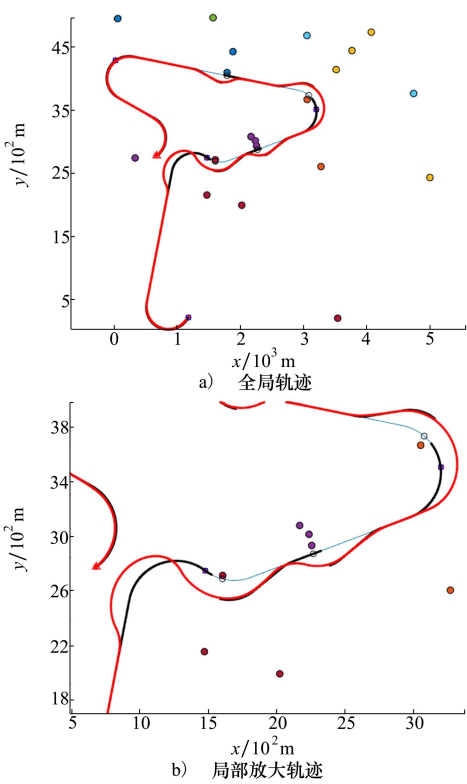


图 6 无人机跟踪轨迹

在图 7 的仿真结果中展现了蒙特卡洛采样的过程。蒙特卡洛采样次数设置为 100(采样点在图中

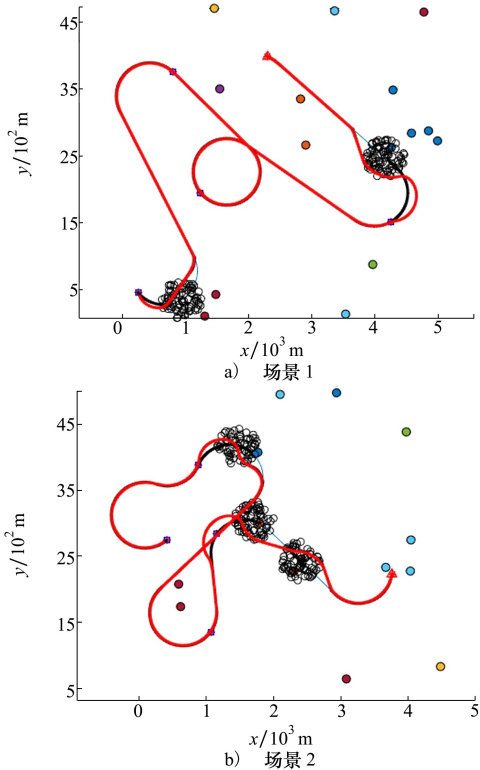


图 7 蒙特卡洛采样示意图

用黑色圆圈表示),其余参数设置与本节仿真参数设置类似。

上述 2 次仿真设置了不同的障碍威胁评价函数权重向量,仿真结果图 7a) 中权重向量 $\eta=[0.3,0.3,0.4]$,仿真结果图 7b) 中权重向量 $\eta=[0.2,0.6,0.2]$,可以看出蒙特卡洛采样点通常位于采样区域边缘的位置,通过改变权重向量,可以改变最优路径点在采样区域中的分布趋势。多次仿真实验后,设置不同的权重向量影响无人机避障过程中对于航线偏离程度、局部终点偏移距离、未来航迹与障碍物距离 3 个部分。取场景 1 中的一个避障过程,分析不同权值对局部终点偏移距离、未来航迹与障碍物距离的影响,结果如表 3 所示。

表 3 权值向量设置

权值参数	局部终点 偏移距离/m	未来航迹与 障碍物距离/m
$\eta=[0.4,0.2,0.4]$	400	282.84
$\eta=[0.3,0.3,0.4]$	290	205.06
$\eta=[0.2,0.5,0.3]$	150	106.07
$\eta=[0.2,0.6,0.2]$	85	60.11

上述仿真中,航线偏离程度随着局部终点偏移距离的减小而减小,未来航迹与障碍物距离的变化与之相同。即当权重值 η_2 越大,局部最优路径点倾向于靠近障碍物,这与局部终点偏移距离越小,飞行成本越低的事实相吻合;当 η_1 和 η_3 参数占比越大,局部最优路径点倾向于远离障碍物,这与障碍物与飞行走廊距离、未来航迹与障碍物距离越远,飞行安全越高的事实相吻合。通过以上仿真结果与分析说明了障碍威胁评价函数设置的有效性。针对危险系数较高的障碍物,需要尽可能地远离,并且要提前进行规避,这种情况下通常将权重值 η_2 设置小一点,使得无人机避障轨迹的局部最优路径点远离障碍物;对于危险系数低或者半径较小的障碍物,出于减少飞行航程节省燃料等因素,趋向于将权值 η_2 设置

大一点,使得无人机尽可能靠近障碍物绕行。另外仿真中蒙特卡洛的采样细节如图 8 所示。

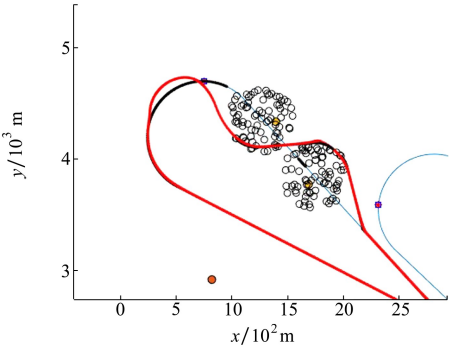


图 8 蒙特卡洛采样细节图

4 结 论

针对固定翼无人机避障问题,提出了一种基于安全飞行走廊的密集障碍避障算法。首先建立了固定翼无人机的运动学模型与轨迹模型、给出了无人机安全飞行走廊的定义、构建了考虑无人机飞行成本、飞行安全,针对安全飞行走廊的障碍威胁评价函数,并将无人机的避障问题转化为目标点的求解问题;然后针对障碍物密集造成计算复杂的问题,通过 DBSCAN 算法将满足条件的障碍物聚类,减小计算的复杂程度,再通过蒙特卡洛采样法逼近无人机避障路径局部最优终点,基于无人机的当前位置与避障路径的局部最优终点通过 Dubins 曲线规划出固定翼无人机障碍规避路径,最终使得避障路径尽可能靠近任务路径,将飞行轨迹限制在一个飞行走廊当中。

本文所设计的算法能够让无人机在复杂密集多障碍环境中规划出一条满足无人机机动性约束的、综合考虑无人机飞行安全与飞行效率的飞行路径,对于安全性要求严苛的固定翼无人机而言更加安全。另外能够通过调节障碍威胁评价函数中的权重,对无人机避障路径进行有偏向性的调节,使规划的避障路径更好地与任务目的相匹配。

参考文献:

[1] GUPTE S L, MOHANDAS P I T, CONRAD J M, et al. A survey of quadrotor unmanned aerial vehicles[C]//Proceedings of IEEE Southeastcon, 2012

[2] ANGELOV P. Sense and avoid in UAS: research and applications[M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Ltd., 2012: 99-103

[3] KORF R E. Depth-first iterative-deepening: an optimal admissible tree search[J]. Artificial Intelligence, 2012, 27(1): 97-109

- [4] CHABINI I, LAN S. Adaptations of the A* algorithm for the computation of fastest paths in deterministic discrete-time dynamic networks[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2002, 3(1): 60-74
- [5] NANNICINI G, SCHULTE D, LIBERTI L, et al. Bidirectional A* search on time-dependent road networks[J]. Networks, 2011, 59(2): 240-251
- [6] STENTX A. Optimal and efficient path planning for partially known environments//Intelligent unmanned ground vehicles[M]. Boston: Springer, 1997: 203-220
- [7] WONG W E, DEBROY V, GAO R, et al. The DStar method for effective software fault localization[J]. IEEE Trans on Reliability, 2014, 63(1): 290-238
- [8] KOEING S, LIKHACHEV M. Fast replanning for navigation in unknown terrain[J]. IEEE Trans on Robotics, 2005, 21(3): 254-363
- [9] KARAMAN S, WALTER M R, PEREZ A, et al. Anytime Motion Planning using the RRT* [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011
- [10] RODRIGUEZ S, TANG X Y, LIEN J M, et al. An obstacle-based rapidly-exploring random tree[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006
- [11] WU X, XU L, ZHEN R, et al. Biased sampling potentially guided intelligent bidirectional RRT* algorithm for UAV path planning in 3D environment[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 5157403
- [12] SONG J, ZHAO M, LIU Y, et al. Multi-rotor UAVs path planning method based on improved artificial potential field method[C]//2019 Chinese Control Conference, 2019
- [13] SNAPE J, BERG J V D, GUY S J, et al. The hybrid reciprocal velocity obstacle[J]. IEEE Trans on Robotics, 2011, 27(4): 696-709
- [14] ULRICH I, BORENSTEIN J. VFH+: reliable obstacle avoidance for fast mobile robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998
- [15] RASHEDI E, HOSSEIN N-P, SAEID S, et al. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248
- [16] PETER J. M, LAARHOVEN V, EMILE H, et al. Simulated annealing//Simulated annealing: theory and application[M]. Dordrecht: Springer, 1987: 7-15
- [17] HU Y R, YANG S X. A knowledge based genetic algorithm for path planning of a mobile robot [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004
- [18] LYU Y, CHEN Y, TIAN J. Particle swarm optimization for fixed-wing UAV path planning[C]//International Conference on Autonomous Unmanned Systems, Singapore, 2021
- [19] CHHOTRAY A, DAYAL R P. Navigational control analysis of two-wheeled self-balancing robot in an unknown terrain using back-propagation neural network integrated modified DAYANI approach[J]. Scholarly Journal, 2019, 37(8): 1346-1362
- [20] SARADINDU G, PARTAP K P, PARHI D R. Performance comparison of novel WNN approach with RBFNN in navigation of autonomous mobile robotic agent[J]. Serbian Journal of Electrical Engineering, 2016, 13(2): 239-262
- [21] KAHN G, VILLAFLOA A, DING B, et al. Self-supervised deep reinforcement learning with generalized computation graphs for robot navigation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2018
- [22] VANEGAS G. SAMANIEGO F, GIRBES V, et al. Smooth 3D path planning for non-holonomic UAVs[C]//International Conference on Systems and Control, 2018
- [23] LEE D, SONG H J, SHIM D H. Optimal path planning based on spline-RRT* for fixed-wing UAVs operating in three-dimensional environments[C]//International Conference on Control, Automation and Systems, 2014
- [24] KELLER J, THAKUR D, LIKHACHEV M, et al. Coordinated path planning for fixed-wing UAS conducting persistent surveillance missions[J]. IEEE Trans on Automation Science and Engineering 2017, 14(1): 17-24
- [25] BENDERS S, SCHOPFERER S. A line-graph path planner for performance constrained fixed-wing UAVs in wind fields[C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems, 2017
- [26] SONG X Q, HU S Q. 2D path planning with dubins-path-based A* algorithm for a fixed-wing UAV[C]//IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering, 2017
- [27] SANDERS G, RAY T. Optimal offline path planning of a fixed wing unmanned aerial vehicle (UAV) using an evolutionary algo-

rithm[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2007

[28] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LABONTE G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132-141

[29] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LABONTE G. Fast genetic algorithm path planner for fixed-wing military UAV using GPU[J], IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(5): 2015-2117

[30] DUBINS L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal positions and tangents[J]. American Journal of Mathematics, 1957, 79(3): 497-516

[31] SHKEL A M, LUMELSKY V. Classification of the dubins set[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2001, 34(4): 179-202

A dense obstacle avoidance algorithm for UAVs based on safe flight corridor

FAN Liyuan¹, ZHANG Haozhe¹, XU Zhao², LYU Mingwei³, HU Jinwen¹,
ZHAO Chunhui¹, LIU Xiaobin⁴

(1.School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2.School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
3.Shenyang Aircraft Design Research Institute, Shenyang 110035, China;
4.Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: Aiming at the problem of autonomous obstacle avoidance of fixed-wing UAVs in a complex, dense and multi-obstacle environment, a path planning algorithm for fixed-wing UAVs based on a safe flight corridor is proposed. The difficulty of avoiding dense obstacles lies in the choice of obstacle circumvention and traversal; although circumvention is safer, the flight cost is greater; although the traversal cost is lower, the safety threat is higher. How to quickly solve the optimal path is the core issue. This paper firstly defines a safe flight corridor innovatively based on the maneuvering characteristics of fixed-wing UAVs and the Dubins curves. By comprehensively considering UAV flight safety and flight costs, an obstacle threat evaluation function is constructed. Secondly, in view of the computational complexity caused by the dense obstacles, an obstacle clustering algorithm based on obstacle density is proposed, and the nonlinear evaluation function in a high dynamic environment is quickly approximated by Monte Carlo sampling method. Finally, simulations verify the effectiveness of the proposed algorithm in solving dense obstacle avoidance for fixed-wing UAVs.

Keywords: fixed-wing UAV; Dubins curves; flight corridor; Monte Carlo sampling method; obstacle avoidance

引用格式: 范力元, 张浩哲, 徐钊, 等. 基于安全飞行走廊的无人机密集障碍规避算法[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(6): 1288-1296

FAN Liyuan, ZHANG Haozhe, XU Zhao, et al. A dense obstacle avoidance algorithm for UAVs based on safe flight corridor[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(6): 1288-1296 (in Chinese)