论文

基于改进 RRT*算法的无人机往返航迹规划

俞成^①, 陈谋^{①*}, 雍可南^①^① 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106

* E-mail: chenmou@nuaa.edu.cn

收稿日期: 20xx-xx-xx; 接受日期: 20xx-xx-xx; 网络出版日期: 20xx-xx-xx

国家自然科学基金 (批准号: U2013201, 62103188) 和江苏省自然科学基金 (批准号: BK20210284) 资助项目

摘要 针对无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在低空复杂未知环境下的航迹规划问题, 充分考虑去程与返程过程中信息的不对称特性, 本文提出一种 UAV 往返航迹规划算法. 去程规划通过 UAV 机载设备实时探测不断更新环境信息, 并利用改进的 B-RRT*(Bidirectional Rapidly-exploring Random Tree*)算法结合滚动规划生成去程航迹. 返程规划根据去程航迹与全局环境信息, 限制在由航迹起始点和目标点确定的椭圆子集中进行集中采样, 并采用三次 B 样条插值算法对规划航迹进行平滑处理生成返程航迹. 仿真结果表明所研究的改进算法能有效实现去程与返程的航迹规划. 最后, 搭建四旋翼 UAV 平台进行 UAV 避障飞行实验, 验证了本文所提算法的有效性.

关键词 无人机, B-RRT*算法, 滚动规划, 航迹规划, 航迹平滑

1 引言

作为一种操纵灵活且成本低的空中移动平台, 近年来无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在社会的各行各业中逐渐崭露头角. UAV 可用于发生核事故时的核辐射监测^[1], 或是近距离检查建筑物和桥梁的裂缝^[2]等特殊任务. 美国 Xcel 能源公司已使用 UAV 对核电厂进行安全检查^[3], 不仅减轻了工人的工作强度, 也在安全和成本等方面获益. 由于 UAV 的广泛应用, 航迹规划无疑已成为 UAV 技术重点发展的一个方向. UAV 航迹规划主要通过实时探测障碍物, 在给定起始点与目标点的环境地图中为 UAV 规划出一条最优或次优的非碰撞连续航迹.

由于 UAV 常在复杂环境下执行任务, 传统航迹规划算法, 如 A*^[4], 人工势场法^[5]以及群智能优化算法^[6]等, 往往因为算法本身的一些缺陷而无法满足规划需求. 快速扩展随机树算法^[7](Rapidly-exploring Random Tree, RRT)于 1998 年首次提出, 相较于其它全局航迹规划算法, RRT 具有独特优势: 1) 通过采样进行规划可避免对环境的建模; 2) 随机树快速扩展, 搜索效率高; 3) 适用于高维环境下的规划问题. 此外, RRT 算法具有概率完备性, 当对规划时间不做限制, 该算法总能规划出一条可行航迹. 由于该算法均匀一致地在全局的空间中随机采样, 导致算法存在过多的无效拓展, 并且规划出的航迹往往可行但非最优^[8]; 并且对于 UAV 而言, RRT 算法规划出的航迹

引用格式: 俞成, 陈谋, 雍可南. 基于改进 RRT*算法的无人机往返航迹规划. 中国科学: 技术科学, 20xx, xx: xx-xx
Yu C, Chen M, Yong K N. Round-trip Path Planning for Unmanned Aerial Vehicle based on Improved RRT* Algorithm (in Chinese). Sci Sin Tech, 20xx, xx: xx-xx, doi: xxxxxxxxxxxx

也稍显粗糙, 不适合直接使用. 2010 年提出的拥有渐进最优性的 RRT*算法可改善传统 RRT 算法的不足^[8], 然而 RRT*算法搜索初始航迹的效率仍然较低且在节点采样方面还需做进一步改进. 随后的研究人员又在 RRT*算法的基础上提出多树双向搜索, 即 B-RRT*(Bidirectional RRT*)算法^[9], 但仍然存在节点无效采样过多以及算法收敛速度较慢的问题. 2014 年文献[10]提出一种 Informed-RRT*算法, 通过将采样空间限制在逐渐缩小的椭圆子集中, 提高有效节点的采样率, 以及搜索 UAV 最优航迹的可能性.

现有研究成果主要聚焦于单向的 UAV 航迹规划, 但实际飞行中 UAV 出航到达任务点完成相关任务后或是遇到突发状况时需要返回至出航点, 因此需要对 UAV 的往返航迹进行规划. 本文基于 RRT*算法的思想, 提出了一种 UAV 往返航迹规划算法. 在去程与返程已知信息不同的前提下, 将航迹规划分为去程和返程两个阶段分别进行规划, 为航迹规划领域的研究提供了一种新思路. 去程规划所采用的改进 B-RRT*算法通过引入目标扇区和可通行扇区^[11]引导随机树扩展, 增强了节点扩展的导向性. 进而, 利用航迹修剪消除无用中间节点, 改善传统 B-RRT*算法航迹曲折的问题. 最终, 采用基于人工势场法的子目标点选择策略, 将改进的 B-RRT*算法与滚动规划^{[12][13]}相结合实现 UAV 去程航迹规划. 由于滚动窗口的引入使得算法具备探索未知环境的特性, 并提高算法在大范围环境中的收敛速度. 随着滚动窗口的推进, 在去程规划过程中逐步更新地图信息, 最后获得去程航迹时也获得了全局的地图信息. 在 UAV 返程航迹规划中, 利用全局地图信息和去程航迹使用 Informed-RRT*算法进行全局重规划, 并使用三次 B 样条插值算法^[14]对 UAV 航迹进行平滑处理.

本文共分为七个小节, 第二节给出问题描述, 第三节与第四节分别详细地介绍 UAV 去程航迹规划与返程航迹规划算法, 第五节与第六节通过数值仿真与飞行实验验证本文所提算法的有效性, 最后第七节对全文进行总结.

2 问题描述

在 UAV 航迹规划问题中, 可将有界的配置空间表示为 $X \subseteq \mathbb{R}^n$, 其中 n 代表配置空间的维度, $n \in \mathbb{N}$

且 $n \geq 2$. 障碍区域表示为 $X_{obs} \subset X$, 无碰撞区域表示为 X_{free} , 满足 $X_{free} = X \setminus X_{obs}$. UAV 航迹由连续函数 $\sigma: [0, 1] \mapsto X$ 表示^[9], $\sigma(0)$ 代表航迹起始点, $\sigma(1)$ 代表航迹终点, $\sigma(t), t \in (0, 1)$ 代表中间航路点. 如果对所有的 $\tau \in [0, 1]$, 有 $\sigma(\tau) \in X_{free}$, 表明航迹 σ 无碰撞. 配置空间中所有无碰撞航迹的集合定义为 Σ_{free} . 通过成本函数将 UAV 无碰撞航迹映射为成本值, 即 $c: \Sigma_{free} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$, 成本函数一般可选择为航迹长度.

UAV 往返航迹规划可通过图 1 进行描述. 给定起始点 x_{init} , 全局目标点 x_{goal} 以及障碍区域 X_{obs} , UAV 往返航迹规划主要是在去程与返程阶段中分别规划无碰撞航迹, 即 $\sigma_{first}, \sigma_{return} \in \Sigma_{free}$. 去程阶段开始没有全局 X_{obs} 信息, 通过规划算法搜索未知空间, 逐步丰富 X_{obs} 信息, 去程航迹满足 $\sigma_{first}(0) = x_{init}$ 以及 $\sigma_{first}(1) = x_{goal}$. 返程阶段假设未出现新的动态障碍威胁, 已知信息包括 σ_{first} 与 X_{obs} , 通过规划算法进行全局重规划, 返程航迹满足 $\sigma_{return}(0) = x_{goal}$ 以及 $\sigma_{return}(1) = x_{init}$, 并且要求 $c(\sigma_{return}) \leq c(\sigma_{first})$. 由于 UAV 去程与返程的先验信息与规划目标不同, 针对不同的规划阶段需使用不同的规划算法.

图 1 (网络版彩图) UAV 往返航迹规划. (a) 去程: 局部环境信息; (b) 返程: 全局环境信息

Figure 1 (Color online) Round-trip path planning for UAV. (a) departure: local environment information; (b) return: global environment information.

3 UAV 去程航迹规划

在 UAV 启航前往目标点的过程中, 通过 UAV 所搭载的传感器设备或其它辅助的探测装置不断获取未知环境信息. 由于 UAV 的工作环境往往复杂且多变, 基于全局信息进行规划的传统 RRT*算法在未知环境中可能低效甚至无法使用. 在去程规划中, 针对该问题提出了一种结合滚动规划的改进 B-RRT*算法, 在滚动窗口中基于人工势场法选择子目标点作为全局目标点的映射, 采用反复局部规划的策略代替全局一次规划. 子目标点的选择方法是滚动规划的核心, 必须避开障碍物且满足优化指标.

UAV 去程航迹规划的具体流程如图 2 所示, 其中子目标点选择策略与改进 B-RRT*算法将在下面详细介绍.

图 2 (网络版彩图)去程航迹规划流程图

Figure 2 (Color online) Flow chart of departure path planning.

3.1 滚动规划与子目标点选择

根据模型预测控制的基本理论, 将滚动优化的思想推广到不确定环境下规划问题的求解, 充分利用已知信息进行规划, 将全局一次规划代替为通过滚动窗口进行多次的局部规划, 并用新获得的环境信息更新已有信息. 滚动规划的思想可分成三步:

1) 局部环境感知. 根据 UAV 所探测到的以及所有已知的环境信息, 建立以 UAV 为中心的环境模型,

该环境模型仅有局部的环境信息.

2) 窗口滚动规划. 将第一步获得的环境信息视为一个规划窗口, 窗口大小根据探测设备的有效探测范围适当选择. 根据障碍物信息, 目标点以及子目标点选择策略确定该窗口中的子目标点, 结合基于改进 B-RRT*的航迹规划算法得到从窗口起点到子目标点的 UAV 航迹, 之后窗口向后滚动.

3) 反馈信息校正. 当航迹确定后驱动 UAV 按航路点飞行, 飞行过程中可探测到新的环境信息, 新信息帮助补充以及校正之前的环境模型, 为下一步的局部规划做准备.

UAV 滚动航迹规划原理如图 3 所示. 其中三角形为起始点, 五角星为目标点, 实心圆为障碍区域; 虚线圆环表示当前的滚动窗口, 其上的子目标点绘制为五边形. 通过滚动窗口与子目标点的结合, 在全局地图信息未知的情况下进行多次局部规划.

图 3 (网络版彩图)UAV 滚动航迹规划示意图

Figure 3 (Color online) Diagram of rolling path planning for UAV.

受人工势场法的启发, 通过全局目标点对 UAV 产生虚拟的吸引力场以及在滚动窗口内的障碍物对 UAV 产生虚拟的排斥力场, 将子目标点的选择问题转变为力场势能最小值的选择问题. 在 t 时刻, 滚动窗口可表示为:

$$Win(x_{start}(t)) = \{x_{det} | x_{det} \in X, d(x_{det}, x_{start}(t)) \leq r_{det}\} \quad (1)$$

式中, $d(x_1, x_2)$ 表示 x_1 与 x_2 之间的欧几里得距离, $x_{start}(t)$ 表示 t 时刻 UAV 的位置, r_{det} 表示滚动窗口的半径. 定义滚动窗口中的子目标点候选集合为:

$$Set_{win} = \left\{ x_{candidate} \mid x_{candidate} \in Win(x_{start}(t)), \right. \\ \left. d(x_{candidate}, x_{start}(t)) = r_{reach}, r_{reach} < r_{det} \right\} \quad (2)$$

式中, r_{reach} 表示子目标点候选集合所在半径. 在 r_{reach} 上选择力场势能的最小点作为子目标点直至全局目标点.

目标点产生的引力场可表示为:

$$Att(p) = d(p, x_{goal}) \quad (3)$$

式中, p 表示用于计算引力场的当前位置. 滚动窗口内的障碍物产生的斥力场可表示为:

$$Rep(p) = \begin{cases} \infty, & dist \leq Q^{low} \\ K_p \cdot \frac{(Q^{high} - dist)}{Q^{high} \cdot dist}, & Q^{low} < dist < Q^{high} \\ 0, & dist \geq Q^{high} \end{cases} \quad (4)$$

$$dist = d(p, x_{obs}(t)) \quad (5)$$

式中, $x_{obs}(t) \in Win(x_{start}(t))$ 表示在滚动窗口内的障碍物, Q^{low} 与 Q^{high} 表征了不同距离的障碍物所产生的不同排斥效果. K_p 为斥力系数, 为了使斥力系数 K_p 可以自适应调整, 可将其设计为如下形式:

$$K_p = k \cdot \text{median} \left(\frac{Att(x)}{x \in Set_{win}} \right) \quad (6)$$

式中, $\text{median}(\cdot)$ 表示取中位数, k 为调整系数, $x \in Set_{win}$ 表示滚动窗口中的子目标点候选.

取启发式函数为 $F(p) = Att(p) + Rep(p)$, 则子目标点的选择可表示为:

$$x_{subgoal} = \begin{cases} \arg \min_{x \in Set_{win}} F(x), & x_{goal} \notin Win(x_{start}(t)) \\ x_{goal}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

当滚动窗口内没有全局目标点时, 则对子目标点候选集合进行筛选, 选择使启发式函数 $F(p)$ 最小的候选点作为局部子目标点; 对于滚动窗口内包含全局目标点的情况, 则直接令全局目标点为当前滚动窗口规划中的目标点, 当到达全局目标点时规划结束.

3.2 改进的 B-RRT*航迹规划算法

在传统 B-RRT*算法中使用随机策略生成采样点, 虽然保证了算法的概率完备性, 但在采样过程中缺乏引导, 对环境地图的无效采样不仅浪费计算资源, 也会对算法收敛速度和航迹生成效率产生影响. 受

向量场直方图(Vector Field Histogram, VFH)算法^[11]启发, 本文提出一种改进的 B-RRT* UAV 航迹规划算法, 将障碍直方图, 可通行扇区与目标扇区的思想用于指导 RRT*算法中的采样点生成.

VFH 算法作为一类局部航迹规划算法, 其核心思想是使用直角直方图网格对工作空间中的障碍物进行统计表示, 并根据目标扇区和可通行扇区方向, 通过成本函数引导运动. 扇区分布由角分辨率以及视野范围确定, 在视野范围内根据障碍单元确定各个扇区方向上的行进代价 $\beta_{i,j}$ 与 $m_{i,j}$, 计算公式如下:

$$\beta_{i,j} = \arctan \left(\frac{y_j - y_0}{x_i - x_0} \right) \quad (8)$$

$$m_{i,j} = C(a - bd_{i,j}^2) \quad (9)$$

式中, x_0, y_0 表示 UAV 的当前坐标, x_i, y_j 表示障碍单元的坐标. $\beta_{i,j}$ 表示从障碍单元到 UAV 中心的向量方向, $m_{i,j}$ 表示障碍向量的幅值. C 为放大系数, $d_{i,j}$ 表示障碍单元与 UAV 之间的距离. a 与 b 为正常数, 满足 $a - bd_{max}^2 = 0$, d_{max} 表征了视野范围, 视野范围应不小于起始点到目标点距离的一半.

在滚动窗口内使用改进的 B-RRT*算法进行 UAV 航迹规划的具体步骤如表 1 所示^{[8][16]}:

表 1 改进的 B-RRT* UAV 航迹规划算法步骤
Table 1 Improved B-RRT* UAV path planning algorithm steps.

算法 1 改进的 B-RRT* UAV 航迹规划算法实现步骤:

步骤 1: 分别以 UAV 航迹起始点, 式(7)确定的子目标点作为根节点初始化两棵随机树, 设置角分辨率以及视野范围;

步骤 2: 两棵树分别从根节点通过式(8)-(9)计算各个扇区方向的 UAV 航迹行进代价, 绘制障碍对应的直方图;

步骤 3: 目标点所在扇区方向视为目标扇区, 将最接近目标扇区的 n 个低代价扇区确定为可通行扇区;

步骤 4: 对于两棵树而言, 若其目标扇区均在可通行扇区中, 表示起始点与目标点间无障碍, 可获得当前窗口最短 UAV 航迹, 算法结束; 否则执行步骤 5;

步骤 5: 两棵树均向各自的可行扇区方向随机采样, 按照 RRT*算法的重计算步骤更新随机树. 当失败采样数超过设定阈值后转为按目标偏置的方式随机采样;

步骤 6: 当新节点与随机树上除父节点外的任意节点间的距离小于新节点与父节点的距离, 放弃该节点并返回步骤 5;

步骤 7: 当新节点与另一棵树上节点的最短距离小于阈值时则认为找到连续无碰撞航迹, 进行航迹修剪获得 UAV 去程航迹.

对于步骤 7, 尽管 RRT*算法重计算的思想避免了生成的航迹过于曲折和中间节点过多的问题, 并且通过可通行扇区的优化使其偏向性取样随机点. 但由于双树生长的随机性, 仍然会存在一些曲折航迹和无效转弯动作, 需要对生成的航路点进行修剪以获得更理想的航迹, 减少 UAV 的能耗.

在航迹修剪操作中, 首先对起始航路点与其单向次邻近航路点之间进行碰撞检测, 若没有与障碍物发生碰撞则表示其单向最邻近航路点为无效节点, 可在后续操作中删除, 并选择次邻近航路点的后续航路点继续进行碰撞检测, 直到目标航路点. 当起始航路点与单向次邻近航路点之间发生碰撞, 则保留起始航路点, 并将其单向最邻近航路点作为新的起始航路点进行新一轮判断, 处理完所有的航路点得到一条修剪后的航迹.

4 UAV 返程航迹规划

通过改进的 B-RRT*算法与滚动规划的结合, 可为 UAV 规划出一条从起始点到目标点的连续无碰撞航迹, 对于一般的航迹规划问题而言问题已解决. 假设未出现新的动态障碍威胁, 当 UAV 返航时, 可以选择来时的航迹原路返回, 但考虑到规划是在局部窗口内, 通过窗口的滚动至全局目标点, 规划出的航迹往往不是最优航迹; 除此之外, 到达全局目标点时由于对环境的不断感知可获得更多的环境信息. 所以在返程航迹规划中, 已知信息包括去程规划出的 UAV 去程航迹 σ_{first} 以及更新得到的全局地图信息. 返程基于 σ_{first} 进行全局重规划, 以期望获得比 σ_{first} 更短的 UAV 返程航迹 σ_{return} .

本文选择 Informed-RRT*算法作为 UAV 返程航迹规划的基础算法, 根据航迹起始点 x_{init} 与目标点 x_{goal} , 以及当前无碰撞航迹, 可构建出椭圆状态子集 $X_{ellipse}$, 如图 4 所示^{[10][15]}.

图 4 (网络版彩图)椭圆状态子集

Figure 4 (Color online) Elliptic state subset.

椭圆状态子集的两个焦点 x_{f1}, x_{f2} 分别为 x_{init} 和 x_{goal} , c_{min} 表示两个焦点之间的欧式距离, 即理想情况下的最短 UAV 航迹. 椭圆的长轴 c_{first} , 为当前航迹的成本, 航迹成本取航迹长度.

Informed-RRT*算法与 RRT*算法的不同之处在于把搜索集中在可以减少航迹成本的部分, 当算法找到一个更优成本的航迹时, 比如成本从 c_{first} 变化为 c_{sec} , $c_{sec} < c_{first}$, 椭圆状态子集的长短轴将变小, 搜索将更加集中, 进一步提高了 Informed-RRT*算法的性能. 通过 Informed-RRT*算法的迭代, 获得比去程航迹更优的 UAV 返程航迹.

UAV 跟踪航迹飞行, 遇到转折点时为减小跟踪误差将减速^[17], 因此为提高飞行效率需对返程航迹作平滑处理. 有研究人员使用贝塞尔曲线改善航迹^[18], 但贝塞尔曲线的特性, 例如, 顺序取决于控制点的数量, 并且曲线的每个控制点对整条曲线都有影响, 阻碍了其在航迹规划中的应用. 三次 B 样条曲线在继承了贝塞尔曲线优点的同时还具备可局部修改, 可微和强凸包等特性, 因此对返程航迹采用三次 B 样条插值, 以生成 C^2 连续的平滑航迹^{[19][20]}. 图 5 描述了这一过程, 其中圆点为航路数据点, 点划线折线为原始航迹, 反解出的控制点绘制为上三角形. 分析图 5 可知, 由插值算法生成的三次 B 样条曲线, 即平滑后的航迹, 消除了折角, 经过所有的航路点并保持总体走势不变.

图5 (网络版彩图)三次 B 样条曲线反解控制点

Figure 5 (Color online) Inverse calculation control points of cubic B-spline curves.

值得注意的是, 在 UAV 去程规划中并没有使用三次 B 样条插值算法作平滑处理, 这是因为去程是通过窗口滚动, 渐进式完成规划的, 对不同窗口的航迹作平滑, 之间无法保证 C^2 连续性.

将 UAV 去程航迹的成本记为 $c(\sigma_{first}) = c_{first}$, 起始点与目标点之间的距离记为 c_{min} , 返程规划算法步骤如表 2 所示.

表2 UAV 返程航迹规划算法步骤

Table 2 UAV return path planning algorithm steps.

算法 2 UAV 返程航迹规划算法实现步骤:

步骤 1: c_{first} 与 c_{min} 作为 Informed-RRT*算法的先验信息, 确定椭圆采样子集;

步骤 2: 设定迭代次数, 在椭圆子集中采样, 以一定概率直接选择去程规划中的子目标点或目标点作为采样点; 超过迭代次数结束采样, 执行步骤 4;

步骤 3: 计算当前航迹成本, 当更低成本的新航迹被发现时, 返回步骤 1 更新子集; 否则返回步骤 2;

步骤 4: 对规划出的航迹进行修剪并做三次 B 样条平滑处理得到 UAV 返程航迹.

5 仿真实验与分析

5.1 改进 B-RRT*算法性能分析

为验证改进的 B-RRT*算法的优越性, 本文在 Windows10 平台下, 以 Python3.6.11 为编程语言进行仿真对比实验, 在 $12m \times 12m$ 的二维地图中分别使用 B-RRT 算法, B-RRT*算法和改进的 B-RRT*算法进行 UAV 航迹规划, 节点的扩展步长设为 $0.5m$. 其中航迹起始点设置为 $[0m, 0m]$, 目标点设置为 $[5m, 10m]$. 可视化设置中将从起始点向目标点生成的随机扩展树绘制为蓝色, 从目标点向起始点生成的随机扩展树绘制为黄色, 最后生成的航迹绘制为红色. 仿真实验中一般将 UAV 视为质点而将障碍物做膨胀处理以考虑 UAV 的尺度大小. B-RRT 算法与 B-RRT*算法的 UAV 航迹规划结果如图 6 所示.

图6 (网络版彩图)基于传统算法的 UAV 航迹规划结果. (a) B-RRT 算法; (b) B-RRT*算法

Figure 6 (Color online) Results of traditional path planning algorithms for UAV. (a) B-RRT algorithm; (b) B-RRT* algorithm.

本文提出的改进 B-RRT*算法对 UAV 航迹规划结果如下, 改进算法中取角分辨率为 2° , 从而扇区数为 180. 图 7 分别给出了从 UAV 起始点和从目标点出发的随机树对应的障碍直方图, 图 7 中目标扇区的方

向以及对应的障碍向量幅值用红色表示, 其余扇区对应的障碍向量幅值用蓝色表示. 根据障碍直方图以及目标扇区方向可分别确定两棵树的可通行扇区, 随机树的采样将集中于此, 图 8 展示了这一过程.

图 7 (网络版彩图)随机树对应的障碍直方图. (a) 从起始点出发; (b) 从目标点出发

Figure 7 (Color online) Obstacle histograms of the random tree. (a) start from the init point; (b) start from the goal point.

图 8 (网络版彩图)基于改进 B-RRT*算法的 UAV 航迹规划结果. (a) 初次规划; (b) 航迹修剪

Figure 8 (Color online) Results of improved B-RRT* path planning algorithm for UAV. (a) first planning; (b) path pruning.

图 8 中, (a)为改进的 B-RRT*算法初次搜索的 UAV 航迹, (b)为经过航迹修剪后的 UAV 航迹, 红色点表示初次的 UAV 航路点, 紫色点表示保留的 UAV 航路点. 从图 8 中可以看出未经过修剪的 UAV 航迹较为曲折, 修剪后的航迹更适合 UAV 使用; 相较于传统算法, 改进的 B-RRT*算法在节点拓展上更具导向性, 并且无效的节点拓展更少. 在仿真环境中进行 50 次重复实验, 从航路点数目, 航迹搜索时间, 航迹

长度三个指标对改进算法与传统算法进行比较, 对比结果如表 3 所示.

本文提出的改进 B-RRT* UAV 航迹规划算法相较于 B-RRT 规划算法平均时间减少 45.08%, 航迹长度减少 25.89%; 相较于 B-RRT*算法平均时间减少 49.06%, 航迹长度减少 10.07%. 分析表 3 与图 9 可知, 改进的 B-RRT*算法规划能力更强且稳定性更好.

表 3 算法对比数据

Table 3 Algorithm comparison data.

算法	航路节点均值	搜索时间均值(s)	搜索时间标准差	航迹长度均值(m)	航迹长度标准差
B-RRT	36.20	6.7326	2.2394	17.4389	3.4660
B-RRT*	9.64	7.2592	2.8213	14.3709	3.1873
本文算法	7.34	3.6977	0.4696	12.9231	0.2590

图 9 (网络版彩图)数据折线图. (a) 运行时间; (b) 航迹长度
Figure 9 (Color online) Line chart of data. (a) running time; (b) path length.

5.2 UAV 去程航迹规划

在 $100\text{m} \times 100\text{m}$ 的地图仿真环境中进行仿真验证, 起始点设置为 $[1\text{m}, 2\text{m}]$, 目标点设置为 $[93\text{m}, 82\text{m}]$, 节点的扩展步长设为 1m . 滚动窗口半径设为 30m , 滚动窗口内将从 UAV 航迹起始点向目标点生成的随机扩展树绘制为蓝色, 从目标点向起始点生成的随机扩展树绘制为黄色. UAV 去程规划得到的去程航迹如图 10 所示.

图 10 (网络版彩图)结合滚动规划的 UAV 去程航迹规划

Figure 10 (Color online) UAV departure path planning combined with rolling planning.

图 10 中青色虚线圆表示滚动窗口, 红色点表示初次的航路点, 紫色折线段为保留的航迹. 在第二和第四个滚动窗口中, 由于对两颗树而言目标扇区均在可通行扇区中, 直接获得最短 UAV 航迹. 由图 10 可以看出, 通过子目标点将航迹搜索限制在窗口内, 避免了对全局的采样, 使得采样点数大大减少.

滚动窗口与可通行扇区的引入, 减弱了去程航迹规划对全局信息的依赖, 并加速搜索且提高搜索效率. 相较于传统算法, 本文提出的 UAV 航迹规划算法在去程阶段能够快速地从未知环境中规划出一条无碰撞航迹.

5.3 UAV 返程规划与航迹平滑

根据图 10 中的去程航迹, 将去程航迹代价 c_{first} 作为 UAV 返程规划算法的输入, 随机采样次数设置为 20000 次, 仿真结果如图 11 所示.

图 11 中, (a)为经过 Informed-RRT*算法优化并修剪的 UAV 航迹. 从目标点出发, 在椭圆子集中采样

的过程在图中绘制为绿色. (b)为经过三次 B 样条插值获得的 UAV 返程平滑航迹, 在图中绘制为紫色. 进

行 50 次重复实验, 对比初始航迹与返程航迹的长度, 结果如图 12 所示.

图 11 (网络版彩图)UAV 返程航迹规划. (a) 椭圆子集采样与航迹修剪; (b) 航迹平滑

Figure 11 (Color online) UAV return path planning. (a) ellipse subset sampling and path pruning; (b) path smoothing.

图 12 (网络版彩图)UAV 去程航迹与返程航迹数据折线图

Figure 12 (Color online) Line chart of data for UAV departure and return path.

从图 12 中的仿真结果数据可知, UAV 返程航迹比 UAV 去程航迹在航迹长度上缩短 10.35%, 不仅减少了 UAV 返航能耗, 通过航迹平滑的引入也提高了飞行效率.

6 四旋翼 UAV 试飞验证

为验证本文所提出的 UAV 往返航迹规划算法在实际 UAV 系统中的可行性, 搭建四旋翼 UAV 试飞平

台如图 13 所示.

图 13 (网络版彩图)四旋翼 UAV 试飞平台

Figure 13 (Color online) Quadrotor UAV platform for flight test.

四旋翼 UAV 试飞平台搭载机载电脑 NUC, 由 C-RTK 定位系统为飞控提供定位信息. 通过 MAVROS 将期望航路点发送到 Pixhawk 的飞控单元, 并通过地面站读取飞行日志使用 pyulog 工具进行日志分析, 将实际飞行航迹绘制到航拍视频截图中, 如图 14 所示. 图 14 中, 障碍物用红色标记, UAV 期望从左下角的起始点飞行至右上角的目标点并返航, UAV 在当前时刻的实时位置用黑色圆环标记. 图 14(a)展示了四旋翼 UAV 从起始点飞行至期望目标点的过程; 返航的过程可见图 14(b). 由图 14 可以看出,

UAV 沿着往返不同的航迹飞行, 去程航迹满足避障要求而返程航迹更短且更平滑。

7 结语

本文提出的 UAV 往返航迹规划算法, 去程阶段通过滚动规划与改进的 B-RRT*算法的结合, 在未知的环境中快速探索出一条无碰撞的 UAV 去程航迹,

显著提高大范围环境中的规划效率与算法收敛速度。返程阶段根据去程航迹以及全局环境信息, 通过 Informed-RRT*算法限制在椭圆子集中的集中采样规划出成本更低的连续航迹, 利用三次 B 样条插值算法作航迹平滑得到 UAV 返程航迹。往返航迹规划的思想避免了 UAV 按原航迹返回的高能耗, 并提高飞行效率。仿真实验与试飞验证结果表明, 本文算法能有效地在未知环境中完成往返航迹的规划任务。

图 14 (网络版彩图) UAV 往返飞行. (a) 实际去程航迹; (b) 实际返程航迹

Figure 14 (Color online) UAV round-trip flight. (a) actual departure path; (b) actual return path.

参考文献

- 1 Ma X Y, Meng D. The study based on the application of UAV radiation monitoring technology for wide area in Japan (in Chinese). Nuclear Electronics & Detection Technology, 2014, 34: 409-413 [马晓宇, 孟德. 无人机核辐射航测技术在日本广域辐射监测中的应用研究. 核电子学与探测技术, 2014, 34: 409-413]
- 2 Wei S H, Liu Y F, Liu J H. Application of concrete surface cracking detection based on UAV and image recognition algorithm (in Chinese). Special Structures, 2020, 37: 107-111 [魏思航, 刘宇飞, 刘家豪. 基于无人机与数字图像法的混凝土结构表面裂缝检测应用研究. 特种结构, 2020, 37: 107-111]
- 3 Wu H S, Dai D. Safety inspections at nuclear power plants using unmanned aerial vehicles in the United States (in Chinese). Foreign Nuclear News, 2018, 12: 18 [伍浩松, 戴定. 美使用无人机实施核电站安全检查. 国外核新闻, 2018, 12: 18]
- 4 Chen Z W, Xia S, Li J X, et al. Serial strategy for rendezvous of multiple UAVS based on directional A* algorithm (in Chinese). Control and Decision, 2019, 34: 1169-1177 [陈志旺, 夏顺, 李建雄, 等. 基于定向 A*算法的多无人机同时集结分步策略. 控制与决策, 2019, 34: 1169-1177]
- 5 Yang J, Wang X M, Xie R. Route Planning of UAV Formation Based on Improved APF (in Chinese). Journal of Northwestern Polytechnical University, 2013, 31: 200-205 [杨洁, 王新民, 谢蓉. 基于改进 APF 的无人机编队航迹规划. 西北工业大学学报, 2013, 31: 200-205]
- 6 Fang Q, Xu Q. 3D Route Planning for UAV Based on Improved PSO Algorithm (in Chinese). Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35: 66-73 [方群, 徐青. 基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划. 西北工业大学学报, 2017, 35: 66-73]
- 7 LaValle S M. Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning. Iowa State University, 1998

- 8 Karaman S, Frazzoli E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The international journal of robotics research*, 2011, 30: 846-894
- 9 Jordan M, Perez A. Optimal bidirectional rapidly-exploring random trees: MIT-CSAIL-TR-2013-021. CSAIL MIT, 2013
- 10 Gammell J D, Srinivasa S S, Barfoot T D. Informed RRT*: Optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2014: 2997-3004
- 11 Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots. *IEEE transactions on robotics and automation*, 1991, 7: 278-288
- 12 Kang L, Zhao C X, Guo J H. Improved path planning based on rapidly-exploring random tree for mobile robot in unknown environment (in Chinese). *PR & AI*, 2009, 22: 337-343 [康亮, 赵春霞, 郭剑辉. 未知环境下改进的基于 RRT 算法的机器人路径规划. *模式识别与人工智能*, 2009, 22: 337-343]
- 13 Zhang C G, Xi Y G. Rolling path planning and safety analysis of mobile robot in dynamic uncertain environment (in Chinese). *Control Theory & Applications*, 2003, 20: 37-44 [张纯刚, 席裕庚. 动态未知环境中移动机器人的滚动路径规划及安全性分析. *控制理论与应用*, 2003, 20: 37-44]
- 14 Wang F. An algorithm for the inverse calculation of the triple B-spline (in Chinese). *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 1996, 19: 82-88 [王飞. 三次 B 样条反算的一种简便算法. *北京邮电大学学报*, 1996, 19: 82-88]
- 15 G. Wahba, A Least Squares Estimate of Satellite Attitude. *SIAM Rev*, 1965, 7: 409
- 16 Zhang W M, Fu S X. Mobile robot path planning based on improved RRT* algorithm (in Chinese). *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2021, 49: 31-36 [张伟民, 付仕雄. 基于改进 RRT* 算法的机器人路径规划. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2021, 49: 31-36]
- 17 Hoffmann G, Waslander S, Tomlin C. Quadrotor helicopter trajectory tracking control. *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. 2008: 7410
- 18 Zhang S, Xie X H, Chen D P. UAV path planning algorithm based on improved RRT-Connect (in Chinese). *Transducer and Microsystem Technologies*, 2020, 39: 146-148+156 [张顺, 谢习华, 陈定平. 基于改进 RRT-Connect 的无人机航迹规划算法. *传感器与微系统*, 2020, 39: 146-148+156]
- 19 Elbanhawi M, Simic M, Jazar R N. Continuous path smoothing for car-like robots using B-spline curves. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2015, 80: 23-56
- 20 Wei K, Ren B. A method on dynamic path planning for robotic manipulator autonomous obstacle avoidance based on an improved RRT algorithm. *Sensors*, 2018, 18: 571

Round-trip Path Planning for Unmanned Aerial Vehicle based on Improved RRT* Algorithm

YU Cheng¹, CHEN Mou¹, YONG KeNan¹

¹ College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

This study proposes a round-trip UAV path planning method that completely incorporates the asymmetric qualities of information during departure and return to solve the problem of path planning in low altitude and complex unknown environments for UAVs. The departure planning algorithm continually updates environmental information through real-time detection of airborne devices and generates the departure path using an upgraded B-RRT* algorithm combined with rolling planning. In terms of return planning, the centralized sampling is limited to the elliptic subset determined by the init point and goal points, and the cubic B-spline interpolation algorithm is used to smooth the planned path to generate the return path. The simulation results show that the improved algorithm can effectively realize departure and return path planning. Finally, a quad-rotor UAV platform was built for obstacle avoidance flight experiments to verify the proposed algorithm's effectiveness.

Unmanned Aerial Vehicle, B-RRT* algorithm, rolling planning, path planning, smooth path