基于改进向量场直方图算法的 无人机动态避障策略



符小卫,吴迪,支辰元

西北工业大学,陕西西安 710072

摘 要:目前传统向量场直方图(VFH)算法存在易陷入局部陷阱的缺陷,本文提出了基于陷阱检测机制与动态阈值更新策略的改进VFH算法,更加符合局部未知环境下无人机路径规划的要求,并针对复杂未知场景中无人机避障问题,提出了基于A*算法和改进VFH算法的避障算法。首先,无人机根据全局已知障碍物信息,基于A*算法构建目标航路点;其次,在目标航路点不可达的情况下,无人机根据运动状态与激光雷达探测到的地形信息,基于改进向量场直方图算法进行局部规划。 在局部规划中,针对传统VFH算法存在的缺陷进行了改进:针对传统VFH算法的无记忆性导致在一些特殊场景中易陷入局 部陷阱,本文提出陷阱检测机制的VFH算法,动态选择历史信息增强向量场直方图算法的记忆性,无人机可自主检测陷阱 并及时跳出;针对向量场直方图算法的阈值敏感性问题,设计了动态阈值更新策略,使得无人机能够在复杂或稀疏的障碍物 环境中,动态平衡避障安全性和抵达目标的时效性。最后,通过对比仿真验证了算法的有效性,为传统VFH算法易陷入局 部陷阱的缺陷提供了一种解决方法。

关键词:旋翼无人机; 自主避障; A*算法; 向量场直方图算法; 路径规划

中图分类号:V279

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2023.09.012

随着战场环境日益复杂多变,微型旋翼无人机凭借其 造价低廉、机动性好、难以拦截等优点,在侦察监视、电子战 攻击等领域能够极大提高任务完成效率^[1]。

为了让无人机能够在复杂未知环境下,自主高效完成 任务,国内外专家学者对无人机路径规划算法进行了深入 研究,主要涉及全局规划算法和局部规划算法两类。人工 势场法于20世纪80年代由Khatib提出,将移动机器人的运 动视作质点在一种抽象的人造势力场中的运动:目标点对 质点产生引力,而障碍物对质点产生斥力,依据合力确定移 动机器人的运动方向和路径^[2-3]。尼尔森等在1980年提出 了A*算法,是一种应用很广的启发式搜索算法。利用空间 启发式信息,通过对比选择恰当的评估函数,通过动态搜索 策略,求出移动机器人的最优规划路径。刘斌和许震洪 等^[4-3]提出了一种基于A*算法的动态多路径规划方法,结合 A*算法与矩形限制搜索区域算法,给出了一种或解单一优 化路径的动态路径规划算法,同时提出了一种重复路径惩 罚因子,利用一次搜索得出多条优化路径。彭锦城等⁶⁶提 出了基于改进Hybrid A*的无人机路径规划算法,通过改进 Hybrid A*前端三维路径搜索的启发式函数和后端非线性 优化的平滑函数,解决了无人机自主避障飞行中快速旋转 翻转等问题,提高了无人机目标识别、侦察监视的准确度。

针对传统VFH算法^[7-13]的无记忆性而易于陷入局部陷 阱且阈值选择影响避障性能优劣,本文提出一种实时陷阱 检测机制,在激光雷达^[10]探测信息的基础上动态添加历史 栅格信息以避免陷入局部陷阱,并设计了一种动态阈值更 新策略,克服了传统VFH算法的阈值敏感性问题,增强了 算法在不同场景的泛化性。由于在障碍物信息不确定环境 下单无人机避障规划问题中,传统的全局规划算法(如A* 算法)需要完全了解全局环境且无法满足实时性要求,本文 基于局部规划和全局规划的特点,将A*算法与改进的VFH 算法相结合^[11],设计了一种复杂环境中的单无人机路径规 划与避障策略,在静态已知障碍物的全局路径规划基础上,

收稿日期: 2023-04-28;退修日期: 2023-07-05;录用日期: 2023-08-07 基金项目:航空科学基金(2020Z023053001)

引用格式: Fu Xiaowei, Wu Di, Zhi Chenyuan.Dynamic obstacle avoidance of UAV based on improved vector field histogram algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(09):100-109. 符小卫, 吴迪, 支辰元. 基于改进向量场直方图算法的无人机动态避障策 略[J].航空科学技术, 2023, 34(09):100-109.

根据激光雷达采集的数据辅助无人机局部规划处理,实现 有效避障。

1 环境建模

与大多数传统建模方法中的假定障碍物分布情况全局 已知不同,本文研究不确定的障碍物分布情况,即无人机在 飞行前对地形信息并非完全了解,需要在飞行过程中实时 探测周围的地形情况^[14-15]。本文的研究场景如图1所示,在 *l×l*的二维空间区域内包括静态已知障碍物与未知障碍 物:图1中深蓝色几何体为静态已知障碍物,代表通过情 报、地图或其他手段获取到的地形信息,无人机在起飞前就 对这些障碍物完全了解,因此可以通过这些信息进行初步 的路径规划;图1中浅蓝色几何体为未知障碍物,其坐标位 置、大小、形状都是未知的,无人机需要运动到其四周才能 探测到其信息。

本文假设一架微型四旋翼无人机始终在同一高度平面 内运动,并建立二维空间内的无人机二阶运动模型。

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{p}}_{u}(t) = \boldsymbol{v}(t) \\ \dot{\boldsymbol{v}}(t) = \boldsymbol{u}(t) \end{cases}$$
(1)

式中,在t时刻时,无人机的位置矢量为 $p_u(t) = (p_{ux}, p_{uy})$,速 度矢量为 $v(t) = (v_x, v_y)$,加速度矢量为 $u(t) = (u_x, u_y)$,加速度 矢量为无人机的控制输入量。四旋翼无人机具有最大速度 限制, $|v(t)| \leq v_{max}$ 。四旋翼无人机的任务是穿越障碍物区域 到达目标位置 $p_s = (p_{ex}, p_{ey})$ 。

在使用A*算法进行全局路径规划之前需要对地形进行



Fig.1 UAV obstacle avoidance scene

合理构建,本文采用栅格法对地图进行建模,将无人机所在 二维场景划分为大小相同的矩形栅格点,栅格精度为 $d_{g^{\circ}}$ 因此,可用一个二维矩阵 $M = (m_{ij})_{n \times n}$ 表示该二维地图信 息,其中 $n = \left[\frac{l}{d_g}\right]$,矩阵中每个元素表示一个 $d_g \times d_g$ 的矩形 区域内的地形信息。当栅格点属于静态障碍物点集时 $m_{ij} = 1$,否则 $m_{ij} = 0$ 。

本文采用激光雷达作为传感器来进行地形探测,设其 水平分辨律为 a_r ,最大探测距离为 d_r ,即在以激光雷达挂载 点为圆心、 d_r 为半径的圆形区域内每隔 a_r 角度收集该方向 上的地形信息,其示意图如图2所示。激光雷达每一帧返 回的数据以点云的形式呈现,表示该未知障碍物的轮廓表 面的点数据集合。以无人机的时变全局坐标 $p_u(t) =$ ($p_{ux}p_{uy}$)为中心建立局部时变坐标系 Γ 用来表示每个点的 坐标。点云中第i个点的时变全局坐标为 $p_i = (p_{ix}, p_{iy})$,即 Γ 中对应的坐标为 $p_m = (p_{ix} - p_{ux}, p_{iy} - p_{uy})$ 。



2 传统向量场直方图算法原理

向量场直方图(VFH)算法将无人机四周的障碍物映射 到了以无人机为中心的极坐标系上,并采用三个层次的数 据信息表示方法来对传感器反馈的无人机周边环境信息进 行逐级数据缩减,以用于最终的基于阈值的方向控制,具体 算法实现如下。

(1) VFH算法的第一步同样需要构建栅格地图。如图3 所示,将运行环境以栅格形式进行划分,以无人机为中心构建活动窗口,并通过c_{ii}表示栅格内存在障碍物的置信度,



该值随着激光雷达的不断扫描而递增更新。

(2) 第二层 VFH 算法将栅格置信度矩阵和相对无人机 的距离映射到极坐标直方图上。以无人机坐标 p_u = (p_u, p_u) 为中心建立极坐标系,每个栅格点(i,j)都可以看作 一个由无人机指向栅格点的矢量, β_i 为该栅格在极坐标系 下的角度, m_i 为障碍物确定度,用于计算极障碍物密度 (POD)

$$\beta_{ij} = \arctan \frac{y_j - p_{uy}}{x_i - p_{ux}}$$
(2)

$$m_{ij} = c_{ij}^{2} (a - bd_{ij})$$
(3)

式中,点(i,j)的坐标为(x_i, y_j); c_{ij} 为该栅格点的障碍物置信度; d_{ij} 为该栅格点距离无人机的欧氏距离;a,b为正常数,且取值满足 $a-bd_{max}=0$,其中 d_{max} 是无人机当前位置到活动窗口中最远栅格的距离。

在VFH算法中,无人机采用激光雷达等传感器,具有 360°全向视野。水平角度分辨率为 a_r ,表示将360°视野分 为n个角度为 a_r 的扇区,即 $n = \frac{2\pi}{a_r}$ 。因此,每个栅格点即位 于对应的扇区中,其扇区编号k如式(4)所示

$$k = \left\lfloor \frac{\beta_{ij}}{a_r} \right\rfloor \tag{4}$$

式中, $k = 0, 1, \dots, n - 1$ 。每一个扇区,都有一个极障碍物密度值,记作 h_k ,由该扇区角度范围内障碍物确定度计算可得。

$$h_k = \sum_{i,j} m_{ij} \tag{5}$$

(3) 第三层是算法输出,经过第一层及第二层的障碍物信息处理,得到极坐标直方图*H*,以表示无人机周围各个扇区内的障碍物分布情况。

直方图中存在多个波峰波谷,设置一个阈值T来筛选 出可能的前进方向。图4所示是一个典型的极坐标直方 图,其中每一个蓝色柱形即为扇区对应的平滑处理后的极 障碍物密度值。图4中红线即阈值*T*,根据极障碍物密度值 小于阈值的扇区为波谷,从直方图中筛选出三个备选 波谷。



设定角度阈值 a_i ,根据每个波谷跨越的连续扇区角度 值大小将波谷划分为宽波谷和窄波谷,若波谷宽度大于 a_i 则是宽波谷,否则是窄波谷。定义第m个波谷的起始和终 止角度边界值为 α_{m_begin} 和 α_{m_end} ,针对每一个波谷计算无人 机运动的备选方向。窄波谷的角度中线即为备选方向,即 $\alpha_{m_target} = \frac{\alpha_{m_begin} + \alpha_{m_end}}{2}; 而宽波谷会在贴近边界处产生两$ $个备选方向,即<math>\alpha_{m_target1} = \alpha_{m_begin} + \frac{a_i}{2}, \alpha_{m_target2} = \alpha_{m_end} - \frac{a_i}{2}$ 。

得到所有备选方向后根据目标在局部时变坐标系 Γ 下 角度 α_g ,选择进行前进方向 α_{target} 。若第m个波谷有 $\alpha_{m_{begin}} < \alpha_g < \alpha_{m_{end}}$,即包含角度 α_g 对应方向,则直接向目标运动即 可;否则找出与 α_g 最接近的备选方向作为新的 α_{target} 。如图 5所示,目标方向被波峰遮挡,因此无人机从波谷1中选择 与目标方向最接近的备选方向作为前进方向。

最后根据本文研究场景,通过VFH算法设计无人机控制律,即 $u = (\eta \cos(\alpha_{tarref}), \eta \sin(\alpha_{tarref})),$ 其中 η 为正常数。

3 改进的VFH算法

VFH算法作为一种局部路径规划算法,存在以下缺陷: (1)传统VFH算法的无记忆性导致在一些特殊场景中易陷 入局部陷阱;(2)对于阈值的选择影响到避障性能优劣。针 对以上问题,本节针对具体场景进行建模分析,提出基于陷 阱检测机制与动态阈值的VFH算法,仿真验证所提出改进 策略的有效性。

3.1 基于陷阱检测机制的VFH算法

本文将历史时刻栅格信息作为记忆栈,并根据无人机



是否陷入陷阱来动态选取记忆栈中的信息,以扩展VFH算 法的记忆性。

首先设计了一种陷阱检测机制,以实时判断是否陷入 了局部陷阱,示意图如图6所示。



设置陷阱检测精度 α_{trap} ,将每一个全局地形栅格(i,j)划 分为n个扇区,即 $n=\frac{2\pi}{\alpha_{trap}}$,每个扇区用一个对应值 trap_num_{*i,j,k*}描述无人机曾经踏足栅格(i,j)且速度矢量角度 φ 位于扇区k的时刻信息。 (1) 初始阶段,统计值trap_num_{i,i,k}初始化为-1。</sub></sub>

(2) t_0 时刻当无人机第一次到达某个栅格点(*i*,*j*)时(发现对应trap_num_{*i*,*j*,*k*}=-1),设置此时无人机速度矢量角度 φ 对应扇区*k*的trap_num_{*i*,*j*,*k*}为 t_0 ,其中 $k = \left\lfloor \frac{\varphi}{\alpha_{trap}} \right\rfloor$ 。对于同一栅格点,无人机以不同角度 φ' 对应的扇区*k*'到达该栅格点,具有各自的发现时刻trap_num_{*i*,*j*,*k*}和trap_num_{*i*,*j*,*k*}

(3)设置陷阱检测时间差 t_{trap} ,当 t_1 时刻无人机再次到 达 栅 格 点 (*i*,*j*) 时 对 应 的 trap_num_{*i*,*j*,*k*} >=0,当 t_1 trap_num_{*i*,*j*,*k*} > t_{trap} 时判断无人机已陷入陷阱,此时更新 trap_num_{*i*,*j*,*k*} 为 t_1 。若 trap_num_{*i*,*j*,*k*} >= 0且 t_1 - trap_num_{*i*,*j*,*k*} < t_{trap} ,则说明有可能是由于无人机速度较慢导致在同一栅格 内停留较长时间,此时不需要更新 trap_num_{*i*,*j*,*k*},以避免无 人机在较小范围内震荡运动时无法检测出是否陷入陷阱。

针对任意时刻获取到的障碍物信息,将其归入记忆 栈中,以用于基于部分历史信息的局部避障。其示意图 如图7所示,记忆栈拥有先进后出的特性,栈中每一个元 素以时间为单位,表示该时刻t新发现的障碍物栅格集 合,即集合中的每一项都代表t时刻新发现的存在障碍的 栅格(*i*,*j*),其对应置信度随着传感器扫描过程不断更新并 用于后续VFH极坐标直方图的构建。对于图7的场景,*t* = 1时刻无人机第一次探测到(3,2),(3,3),(3,4),(3,5),将其 作为一个集合压入记忆栈中;*t* = 2时刻忽略已探测的 (3,5),将新探测到的(3,6),(3,7),(3,8)压入记忆栈中。*t* = 3时则将(3,9),(3,10),(3,11),(4,11),(5,11),(5,12)压栈。 同时,对于压入栈中的集合赋予对应的下标 index,该索引 值从0开始依次递增,以表示障碍栅格集合压栈顺序。随 着无人机运动,逐渐构建起保存所有历史障碍信息的记忆 栈结构。



Fig.7 Memory stack schematic diagram

设置索引值 m_i ,即无人机选择从下标 index 为 m_i 直到栈 顶的障碍栅格集合,距离现在最近时刻发现的栅格点将会 被优先取出。将集合中栅格(i,j)对应的置信度 c_{ij} 用于 VFH 算法的第二层数据缩减过程,与活动窗口中的栅格点共同 构建极坐标直方图H。区别于第2节,本节在引入历史障碍 信息后,定义 m_{ij} 即栅格的障碍物确定度为 $m_{ij}=c_{ij}^2(a'-b'd_{ij})$, 其中 $a' = a \frac{\max(d_{\max}, d'_{\max})}{d_{\max}}, b' = b$,其中, d_{\max} 是无人机当前 位置到活动窗口中最远栅格的距离, d'_{\max} 是无人机当前位置 到记忆栈选择出的最远栅格距离,通过以上方式可以避免 栅格位于活动窗口之外导致的 $m_{ij} < 0$ 。

历史信息的选择阈值 m_i 并非一个定值,其随运动过程 中是否陷入陷阱而动态变换,以适应不同场景中的选取策 略:当未陷入陷阱时, m_i 增大以避免使用冗余的历史信息; 当频繁陷入陷阱时, m_i 减小以加强VFH的记忆性帮助脱 困,动态阈值 m_i 的更新策略为:当陷阱检测机制判断无人 机陷入陷阱时, $m_i = m_i - g_i$,其中 g_i 设计为大于1的正整数, 以避免无人机脱困后 m_i 难以追上记忆栈栈顶的情况;当无 人机踏足新栅格点,即栅格点(i,j)的n个扇区都有 trap_num_{i,i,k}=-1,其中 $k = 0, 1, \dots, n-1$ 时, $m_i = m_i + g_i$ 。

根据本节提出的记忆信息选取策略,无人机在正常运 动或陷入陷阱时的局部规划策略是相同的,历史信息选取 数量会随着无人机状态的改变而发生动态变化,以适应不 同场景下的VFH记忆性需求。

3.2 基于动态阈值的VFH算法

VFH算法中如何选择合适阈值是一个重要问题,无人 机需要在避障与尽可能到达目标这两者之间均衡。在原 VFH算法中,阈值T大多数时候是基于经验的,这种方式虽 然较为简便,但是不利于未知复杂环境的有效避障。本文 设计基于动态阈值的VFH算法,根据周围环境情况自适应 更新阈值T,以帮助无人机更好地在不同场景条件下进行 局部规划。

如图8所示,希望在复杂场景中提高T以获得更多可选 方向,避免传统VFH算法由于固定阈值可能出现的无解情 况,并在脱离复杂环境后减小T以增强避障能力。

阈值*T*的自适应更新可能会增加部分非安全的波谷对 应的无人机备选方向,此时需要考虑无人机运动过程中的 安全性问题,即无人机应该与障碍物边界保持一定的安全 距离 d_s 。因此,对传统VFH中的部分窄波谷进行修正,对第 *m*个波谷的起始和终止角度边界值 $a_{m_{begin}}$ 和 $a_{m_{end}}$,定义修 正量 $a_{m_{begin}}$ 及 $a_{m_{end}}$ 。







(

$$\begin{cases}
 a_{m_{\rm begin}} = \sin^{-1}\left(\frac{a_{\rm s}}{d_{m_{\rm begin}}}\right) \\
 a_{m_{\rm end}} = \sin^{-1}\left(\frac{d_{\rm s}}{d_{m_{\rm end}}}\right)
\end{cases}$$
(6)

式中, $d_{m_{\rm begin}}$ 是波谷起始边界障碍物与无人机间距, $d_{m_{\rm end}}$ 是 波谷终止边界障碍物与无人机间距。将起始和终止角度边 界值 $a_{m_{\rm begin}}$ 和 $a_{m_{\rm end}}$ 修正为 $a'_{m_{\rm begin}}=a_{m_{\rm begin}}+a_{m_{\rm begin}}$ 和 $a'_{m_{\rm end}}=a_{m_{\rm end}}-a_{m_{\rm end}}$ 修正后的第m个波谷的跨越扇区角 度为($a'_{m_{\rm begin}},a'_{m_{\rm end}}$)。当 $a'_{m_{\rm begin}} \leq a'_{m_{\rm end}}$ 时,波谷m满足无 人机安全距离,可产生备选方向;否则跨越扇区范围过窄, 需要忽略掉该扇区以首先保证无人机安全性。

如图9所示,设置最大阈值*T*_{max}为极坐标直方图*H*中的 最大值,即动态阈值*T*不能大于*T*_{max},避免对障碍地形的过 度忽略。阈值*T*动态更新策略为首先计算各个波谷中满足 安全边界距离的POD最大值*h*_{i_max},从各个波谷的*h*_{i_max}中选 择最小值*h*_{min},根据该最小值*h*_{min}和最大阈值*T*_{max}计算动态



阈值T,具体如下:

(1)由极坐标直方图H中n个波谷扇区的POD极小值 $h'_{k}, k = 0, 1, \dots, n - 1,$ 构成集合M,其中第i个POD极小值 h'_{i} 对应角度属于第i个极小值扇区, $h'_{i} \in M$ 。

(2)针对第i个极小值扇区,其跨越角度范围为 (β_{i_begin} , β_{i_end})且满足 β_{i_end} - β_{i_begin} = a_{ro} 根据无人机障碍边界 安全距离 d_s ,计算到极小值扇区中心的角度修正量,从而得 到安全波谷范围为(p_i, q_i)

$$\begin{cases} \beta_{p_{i_begin}} + \sin^{-1}\left(\frac{d_{s}}{d_{p_{i}}}\right) \leq \frac{\beta_{i_begin} + \beta_{i_end}}{2} \\ \beta_{q_{i_end}} - \sin^{-1}\left(\frac{d_{s}}{d_{q}}\right) \geq \frac{\beta_{i_begin} + \beta_{i_end}}{2} \end{cases}$$
(7)

式中, $\beta_{p_i_\text{begin}}$ 为扇区 p_i 的角度左边界, $\beta_{q_i_\text{end}}$ 为扇区 q_i 的角 度右边界; d_{p_i} 为扇区 p_i 中的障碍物与无人机最近距离, d_{q_i} 为 扇区 q_i 中的障碍物与无人机最近距离。

(3)根据获得的包含扇区*i*的安全波谷范围(p_i, q_i),通 过极坐标直方图*H*,选择该安全波谷范围中各角度对应 POD值的最大值 $h'_{i,max}$,其中 $p_i \le i \max \le q_{i^\circ}$

(4)从多个波谷得到多个h'_{i_max},选择其中最小值h'_{min} = min(h'_{i_max}), i = 0, 1, …, n - 1 为基准计算阈值T

$$T = h'_{\min} + \lambda_t (T_{\max} - h'_{\min})$$
(8)

式中, λ_i 为动态阈值增益系数,是满足 $0 < \lambda_i < 1$ 的常数。

针对图 8场景中固定阈值可能导致的无解问题,通过 上述动态阈值策略基于 Airsim 仿真验证方法的有效性。设 置 40 × 40m 的二维平面区域,无人机起始坐标为(0,0)m,目 标坐标为(12,12)m,约束无人机最大速度为 $v_{max}=2m/s_{\circ}$ 。设 置激光雷达最大探测半径为 $d_r = 12m_x探测精度为 a_r = 5^{\circ}$ 。 对于 VFH 算法中的参数,设置栅格大小为 0.5m × 0.5m,活 动窗口大小为 25m × 25m,障碍物确定度常数 a = 12, b 由活 动窗口大小和*a*的值确定,实时陷阱检测精度 $\alpha_{trap} = \frac{\pi}{4}$,记忆信息增量 $g_t=2$,安全距离 $d_s=1.5$ m,动态阈值增益系数 $\lambda_t=0.5$,无人机控制律增益系数 $\eta = 0.5$ 。在距离无人机初始位置较近区域存在较密集障碍物,且对目标造成遮挡。仿真步长设置为0.1s,仿真结果如图10所示。



(c) F/s (d) F10 图 10 无人机运动过程 Fig.10 UAV motion process

由仿真结果可知,由于无人机的探测半径较大且障碍 物对无人机呈包围分布,因此传统VFH算法的固定阈值策 略使所有扇区均处于波峰,没有无人机的可选运动方向。 根据本节提出的策略,通过极坐标直方图中具体数据信息 动态更新阈值,从而扩展波谷扇区范围,增加无人机备选方 向,帮助无人机脱困。改进的VFH算法流程如图11所示。

3.3 无人机整体避障策略

本文采用A*算法作为全局规划部分,且A*中的栅格与 静态已知障碍物的栅格划分规则保持一致(此处用于全局 规划的栅格矩阵M与局部规划部分的障碍物置信度矩阵C 的栅格精度并非一致)。经过A*算法,无人机得到一条避过 静态已知障碍物的具体路径,且该路径以栅格点集的形式 表示。无人机跟随该路径开始运动,按照顺序设置全局规 划结果点集中的栅格点为临时目标点,并通过激光雷达传 感器进行实时地形探测。当感知到周边地形覆盖了临时目 标点时,使用上文中基于改进VFH算法的局部规划策略, 并更新临时目标点为全局规划结果点集中的下一个栅格 点,重复循环以上过程直到到达临时目标后从局部规划策 略切换回全局规划策略。单无人机整体避障策略流程如图 12所示。

4 仿真验证

本节对上文提出的未知复杂环境下单无人机避障策略 进行仿真验证。在全局规划部分采用A*算法,在局部规划



Fig.11 Improved VFH flow chart



图12 无人机整体避障策略流程



策略部分,分别采用基于传统VFH算法及本文提出的基于 陷阱检测机制与动态阈值的VFH算法进行了仿真,并对比 两种局部规划策略下单无人机避障效果,以验证本文提出 策略的有效性。

首先基于 Airsim 仿真平台进行环境搭建,如图 13 所 示,构建40m×40m的矩形区域,无人机起始坐标为(2,7)m, 目标坐标为(38,32)m,约束无人机最大速度为 v_{max} =1.5m/s, 地图栅格精度 d_g =0.5m,激光雷达最大探测范围 d_r =4m、水 平探测精度 a_r =5°。



图 13 基于 Airsim 的仿真场景搭建 Fig.13 Simulation scenes based on Airsim

以栅格点集的形式设置静态已知障碍物,图14中的黑 色矩形即为无人机起飞前的已知地形。根据基于A*算法 的全局规划策略进行路径规划,图14中的蓝色点集即为规 划结果。无人机需要以全局规划结果作为飞行路径,并通 过激光雷达传感器实时感知地形信息判断是否需要切换到 局部规划策略。



(1) 基于传统 VFH 算法的局部规划策略

针对局部规划下传统VFH算法对无人机的运动控制, 对激光雷达点云进行三层数据减缩处理,设置障碍物置信 度栅格精度为 $0.25m \times 0.25m$,活动窗口大小为 $10m \times 10m$, 障碍物确定度常数a = 4, b由活动窗口大小和a的值确定, 无人机控制律增益系数 $\eta = 0.5$ 。无人机运动过程如图15 所示。

无人机在t = 15s 左右处于局部路径规划策略,无人机 与目标间有连续密集障碍物,由于传统VFH算法的无记忆 性与贪心的规划策略导致无人机会在一定空间区域内来回 震荡运动,即陷入了陷阱。这也是许多局部路径规划算法 存在的问题,即短视的规划策略导致仅仅能够避过附近障 碍,在复杂场景下不具有有效性。











(a) *t*=6s

(2) 基于改进 VFH 算法的局部规划策略

针对局部规划下改进的VFH算法对无人机的运动控制,在传统VFH的基础上引入陷阱检测与动态阈值机制, 对其中涉及参数设置实时陷阱检测精度 $\alpha_{trap} = \frac{\pi}{6}$,记忆信息 增量 $g_t = 3$,安全距离 $d_s = 1.5$ m,动态阈值增益系数 $\lambda_t = 0.7$,其他传统VFH算法中涉及参数与改进前VFH算 法仿真参数保持一致。无人机运动过程如图16所示。无 人机运动状态、t = 15s时,无人机同样处于局部规划策略, 但是实时陷阱监测机制根据无人机的重复震荡运动判断出 无人机已陷入陷阱,动态调整VFH算法的记忆性,通过记 忆栈扩展极坐标直方图中的扇区障碍物信息以帮助无人机 脱困。与此同时,动态阈值策略保证在复杂或稀疏的不同 场景中都能有合理的波谷筛选阈值,让无人机有更多的备 选方向。

对比改进前后VFH算法的仿真结果,本文提出的基于 陷阱检测机制与动态阈值的VFH算法能够解决传统局部 规划算法中的易陷入局部陷阱的问题,更加符合未知环境







(a) *t*=15s



(b) *t*=24s

(c) *t*=33s









下无人机路径规划的要求。

5 结论

本文针对未知复杂环境下的无人机路径规划问题,提 出了一种全局规划基于A*算法与局部规划基于改进VFH 算法的避障策略。首先进行无人机避障环境建模,并对传 统VFH算法进行详细介绍并阐述其局限性。针对VFH算 法的无记忆性问题,设计了一种实时陷阱检测机制,根据无 人机运动状态动态选择历史栅格信息以避免陷人局部陷 阱;针对VFH算法的阈值敏感性问题,设计了一种动态阈 值更新策略,增强算法在不同场景中的有效性。最后通过 Airsim对比仿真验证了本文提出算法的有效性。

参考文献

 [1] 贾汉博,马琳,张忠旺.基于POA算法的无人机航迹规划优 化方法[J].航空科学技术,2022,33(10):96-102.
 Jia Hanbo, Ma Lin, Zhang Zhongwang. Optimization method for unmanned aerial vehicle trajectory planning based on POA algorithm [J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33 (10): 96-102.(in Chinese)

- [2] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]//Proceedings of 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1985.
- [3] 朱浩亮,陈一新,詹茁芃,等.基于人工势场的UAV编队避障研究[J].科技创新与应用,2021,11(28):35-38.
 Zhu Haoliang, Chen Yixin, Zhan Zhuopeng, et al. Research on UAV formation obstacle avoidance based on artificial potential field [J]. Technological Innovation and Application, 2021,11 (28): 35-38. (in Chinese)
- [4] 刘斌,陈贤富,程政.一种基于A*算法的动态多路径规划算
 法[J].微型机与应用,2016,35(4):4.
 Liu Bin, Chen Xianfu, Cheng Zheng. A dynamic multipath

planning algorithm based on A* algorithm[J]. Microcomputer & Its Applications, 2016, 35(4):4.(in Chinese)

[5] 许震洪.动态路径诱导系统的最优路径算法研究及相关软件 实现[D].南京:南京理工大学,2004.

Xu Zhenhong. Research on optimal path algorithm and related software implementation for dynamic path guidance system[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology,2004. (in Chinese)

- [6] 彭锦城,彭侠夫,张霄力,等. 基于改进 Hybrid A*的旋翼无人 机路径规划算法[J]. 航空科学技术,2022,33(12):105-110.
 Peng Jincheng, Peng Xiafu, Zhang Xiaoli, et al. Path planning algorithm for rotary wing unmanned aerial vehicles based on improved Hybrid A*[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022,33(12):105-110.(in Chinese)
- [7] Borenstein J, Koren Y. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots[J].IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1991, 7(3):278-288.
- [8] 周一飞. 基于环境复杂度模型的 VFH 路径规划算法研究
 [D]. 大连:大连理工大学,2020.
 Zhou Yifei.Research on VFH path planning algorithm based on environmental complexity model[D].Dalian: Dalian University of Technology, 2020.(in Chinese)
- [9] 洪晓斌,魏新勇,黄烨笙,等.融合图像识别和VFH+的无人

艇局部路径规划方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2019,47(10):24-33.

Hong Xiaobin, Wei Xinyong, Huang Yesheng, et al. A local path planning method for unmanned craft based on fusion of image recognition and VFH+ [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2019,47 (10): 24-33.(in Chinese)

- [10] 王海群,王水满,张怡.基于激光雷达信息的无人机避障控制 研究[J].激光杂志,2019,40(12):76-79.
 Wang Haiqun, Wang Shuiman, Zhang Yi. Research on obstacle avoidance control of unmanned aerial vehicles based on LiDAR information [J]. Laser Journal, 2019,40 (12): 76-79.(in Chinese)
- [11] 张亚兰,赵成萍,严华.基于改进双向A*和向量场直方图算 法的无人机航路规划[J].科学技术与工程,2019,19(4): 179-184.

Zhang Yalan, Zhao Chengping, Yan Hua. UAV route planning based on improved bidirectional A* and vector field histogram algorithm [J]. Science, Technology and Engineering, 2019, 19 (4): 179-184.(in Chinese)

- [12] Chen Zihao, Pan Baofeng. Research on key technology of water robot avoiding collision based on improved VFH algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1820(1):12064.
- [13] Díaz D, Marín L. VFH+D: An improvement on the VFH+ algorithm for dynamic obstacle avoidance and local planning [J].IFAC-Papers OnLine, 2020, 53(2):9590-9595.
- [14] 金何. 基于BFS算法的三维动态环境下机器人路径规划[D]. 郑州:河南大学,2011.

Jin He. Robot path planning in 3D dynamic environment based on BFS algorith[D]. Zhengzhou: Henan University, 2011. (in Chinese)

[15] 李克玉,陆永耕,鲍世通,等.基于改进RRT算法的无人机三 维避障规划[J]. 计算机仿真,2021,38(8):59-63,96.
Li Keyu, Lu Yonggeng, Bao Shitong, et al. 3D obstacle avoidance planning for unmanned aerial vehicles based on improved RRT algorithm [J]. Computer Simulation, 2021,38 (8): 59-63,96.(in Chinese)

Dynamic Obstacle Avoidance of UAV Based on Improved Vector Field Histogram Algorithm

Fu Xiaowei, Wu Di, Zhi Chenyuan

Northwestern Polytechnical University, Xi' an 710072, China

Abstract: The traditional Vector Field Histogram (VFH) algorithm is easy to fall into local traps. Therefore, this paper proposed an improved VFH algorithm based on trap detection mechanism and dynamic threshold updating strategy, which is more conducive to path planning of UAV in local unknown environment; Aiming at the problem of UAV obstacle avoidance in unknown complex environment, an obstacle avoidance algorithm based on A* algorithm and improved VFH algorithm is proposed. Firstly, the UAV constructs the waypoint to the target based on A* algorithm according to the information of the global known obstacles. Secondly, in the case that the target waypoint is unreachable, the UAV performs local planning based on the improved VFH algorithm according to its own motion state and the obstacles information detected by the lidar. In the local planning, the following improvements have been made to the traditional VFH algorithm: Because the traditional VFH algorithm has no memory, it is easy to fall into local traps in some special scenarios. This paper proposed a trap detection mechanism, which dynamically selects historical information to supplement the memory of the VFH algorithm, and the UAV can autonomously detect the trap and jump out in time. In this paper, a dynamic threshold update strategy is designed for the sensitivity threshold of the VFH algorithm, so that the UAV can dynamically balance the safety of obstacle avoidance and the timeliness of reaching the target in a complex or sparse obstacle environment. Finally, the effectiveness of the algorithm is verified by simulation, which provides a solution to the problem that the traditional VFH algorithm is easy to fall into local traps.

Key Words: rotor UAV; autonomous obstacle avoidance; A* algorithm; VFH algorithm; path planning