DOI:10.11918/202604004

虚拟管道无人机集群定位预测动态避障算法

郑振岗,孟 月,李新凯,张宏立,吴尹菲

(新疆大学 智能科学与技术学院,乌鲁木齐 830017)

摘 要:为解决虚拟管道环境下无人机集群在动态障碍物干扰条件中存在避障滞后、非必要机动频繁,以及通行效率下降等问题,提出一种面向三维虚拟管道场景的无人机集群预测避障方法,以提升复杂动态环境中的安全通行能力与集群协同效率。首先,构建基于虚拟定位预测(virtual location prediction,VLP)的动态避障模型,通过预测动态障碍物未来时域内的位置变化,建立临时不可通行区域,实现对潜在碰撞风险的提前识别与主动规避。其次,针对传统动态窗口(dynamic window approach,DWA)算法与速度障碍(velocity obstacle,VO)算法主要适用于二维运动场景的问题,对DWA算法与VO算法进行了三维空间扩展,并结合虚拟管道弹性区域的空间约束特性,构建面向三维虚拟管道环境的融合避障框架。其中,利用DWA算法生成满足无人机运动学约束的候选速度集合,利用VO算法剔除存在碰撞风险的危险速度区域,从而提高无人机在三维空间中的局部动态避障能力。最后,设计基于风险状态划分的动态避障策略,综合考虑相对距离、预测时间、相对速度,以及运动方向等因素,对碰撞风险进行动态评估,使无人机仅在存在实际碰撞风险时执行避障机动,以减少无效绕行与频繁减速。通过多类型动态障碍物场景、15架无人机虚拟管道集群穿越场景,以及实体试验对所提方法进行了验证。结果表明:所提方法能够在未知动态障碍物干扰条件下实现无人机集群安全、有序通行,具备较好的轨迹稳定性与动态避障能力,同时能够有效减少非必要避障行为,提高复杂环境下的集群通行效率,验证了该方法在低空物流、协同巡检,以及复杂低空空域管理等场景中的工程应用潜力。

关键词:无人机;动态避障;虚拟管道;融合算法;预测定位

中图分类号:TP242.6;V355 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)08-0183-20

Dynamic obstacle avoidance algorithm based on location prediction for unmanned aerial vehicle swarms in virtual tubes

Zheng Zhengang, Meng Yue, Li Xinkai, Zhang Hongli, Wu Yinfei

(School of Intelligent Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: To address the problems of delayed obstacle avoidance, frequent unnecessary maneuvers, and reduced traffic efficiency of unmanned aerial vehicle swarms under dynamic obstacle interference in virtual tubes environments, a predictive obstacle avoidance method for unmanned aerial vehicle swarms in three-dimensional virtual tubes scenarios was proposed to improve safe navigation capability and swarm cooperative efficiency in complex dynamic environments. First, a dynamic obstacle avoidance model based on virtual location prediction (VLP) was constructed. By predicting the future position changes of dynamic obstacles within a given time horizon, temporary non-passable regions were established to achieve early identification and proactive avoidance of potential collision risks. Second, considering that the traditional dynamic window approach (DWA) and velocity obstacle (VO) algorithms are mainly applicable to two-dimensional motion scenarios, the DWA and VO algorithms were extended to three-dimensional space. Combined with the spatial constraint characteristics of elastic regions in virtual tubes, a fusion obstacle avoidance framework for three-dimensional virtual tubes environments was developed. Among them, the DWA algorithm was employed to generate candidate velocity sets satisfying the kinematic constraints of unmanned aerial vehicles, and the VO algorithm was utilized to eliminate dangerous velocity regions with collision risks, thereby improving the local dynamic obstacle avoidance capability of unmanned aerial vehicles in three-dimensional space. Finally, a dynamic obstacle avoidance strategy based on risk state classification was designed. By comprehensively considering relative distance, prediction time, relative velocity, and motion direction, the collision risk was dynamically evaluated, enabling unmanned aerial vehicles to execute avoidance maneuvers only when actual collision risks existed, thus reducing ineffective detours and frequent

收稿日期:2026-04-01;**录用日期**:2026-05-25;**网络首发日期**:2026-06-03
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260603.1708.002
基金项目:国家自然科学基金(62263030);新疆维吾尔自治区天山英才青年拔尖人才项目(2024TSYCCX0023)
作者简介:郑振岗(2001—),男,硕士研究生;李新凯(1983—),男,副教授,博士生导师;张宏立(1973—),男,教授,博士生导师;
通信作者:孟 月,my@xju.edu.cn

deceleration. The proposed method was validated through multiple types of dynamic obstacle scenarios, a virtual tubes swarm traversal scenario involving 15 unmanned aerial vehicles, and physical test. The results demonstrate that the proposed method can achieve safe and orderly navigation of unmanned aerial vehicle swarms under unknown dynamic obstacle interference conditions and has good trajectory stability and dynamic obstacle avoidance capability. At the same time, it can effectively reduce unnecessary avoidance behaviors and improve the traffic efficiency of swarms in complex environments, which verifies the engineering application potential of the method in scenarios such as low-altitude logistics, cooperative inspection, and complex low-altitude airspace management.

Keywords: unmanned aerial vehicle (UAV); dynamic obstacle avoidance; virtual tubes; fusion algorithm; predictive positioning

近年来,随着人工智能与控制技术的快速发展,单架无人机受限于个体能力,在复杂场景下无法高效、全面地完成指定任务[1-2]。因此,为提升系统整体的任务执行能力,通过多架无人机的有效协同与信息交互,构建形成无人机集群系统[3]。无人机路径规划是集群执行任务的基础与必要环节,受集群系统与任务环境的复杂性影响,如何安全、可靠、快速地穿越障碍物密集环境,已成为当前领域内一项重要且具有挑战性的研究课题[4]。

目前,无人机路径规划方法主要分为集中式路径规划[5-6]与分布式路径规划[7-8]两类,两种算法各有优势:前者通过全局优化实现精准控制,后者通过局部交互提升了系统的可扩展性。但集中式方法需要同时处理所有无人机的路径规划,随着集群规模的扩大,该方法的计算负担会显著提升,且在动态环境中缺乏灵活性[9],因此该方法主要适用于小规模集群的全局优化,典型如集中式优化算法[10]、相对安全走廊方法[11]。分布式方法具有较强的适应性与鲁棒性,可应对多智能体间的信息缺失与通信限制场景[12],但分布式路径规划的智能体仅依靠局部信息决策,可能导致整体路径次优甚至出现冲突,即出现追求个体利益而无法达到全局最优解的问题,常用的算法包括人工势场法[5]、群体智能算法[13]、分布式搜索算法[14]等。为克服集中式与分布式路径规划的局限性,无人机动态避障作为局部优化问题,需要一种既能利用集中式路径规划的全局信息,又能保障无人机根据局部信息进行调整响应的方法。

已有研究人员提出了面向无人机路径规划的虚拟管道方法,该方法既保留了集中式的全局结构,又允许无人机进行灵活的分布式调整[15-16]。虚拟管道约束缩小了搜索空间,降低了实时规划的计算量;同时无人机在虚拟管道内运动,冲突概率显著降低,协同过程更稳定[17]。例如,文献[18-19]提出了虚拟管道空间规划方法,可在含静态障碍物的环境中得到满足虚拟管道空间要求的管道生成线,使轨迹远离静态障碍物,为虚拟管道规划提供了充足的空间。文献[20]在含静态障碍物的动态火势蔓延场景中,生成了常规虚拟管道,保障了无人机的安全通行与任务执行。文献[21]等提出了分层优化的虚拟管道规划方法,可有效解决静态密集障碍物环境下的无人机路径规划问题。但上述方法在实际运行过程中,仍会面临大量不可预见的突发状况,尤其是动态障碍物的干扰[22]。这些未知动态障碍物的出现,不仅会影响集群任务的执行效率,还可能导致集群成员间发生碰撞,进而影响整个系统的稳定性与安全性。因此,如何对这些未知障碍物进行实时感知与处理,是保障无人机集群稳定、鲁棒、高效协同的关键。

本文将在文献[23]提出的弹性区域虚拟管道基础上,继续开展无人机集群动态避障方法的研究,进一步解决动态环境中无人机遭遇未知障碍物时的应对策略。通过优化虚拟管道内无人机集群的避障机制,实现无人机面对突发障碍物时的快速响应与实时调整,进而提升系统的鲁棒性与环境适应性[24-25]。同时,在相关技术的研究分析过程中,提出一套适用于虚拟管道内无人机避障的框架算法,以应对实际应用中的复杂场景。首先,针对现有虚拟管道规划方法多基于静态环境、难以应对未知动态障碍物突发干扰的问题,提出了一种基于虚拟定位预测的动态避障方法。该方法通过预测动态障碍物未来位置并构建临时不可通行区域,实现了对潜在碰撞风险的提前识别。其次,针对传统动态窗口(dynamic window approach, DWA)算法和速度障碍(velocity obstacle, VO)算法多应用于二维运动场景的问题,完成了 DWA 算法与 VO 算法的三维扩展,并结合虚拟管道弹性区域的空间约束特性,构建了面向三维虚拟管道环境的融合避障框架。该框架利用 DWA 算法保证候选速度的运动学可行性,利用 VO 算法剔除存在碰撞风险的速度集合,从而提高无人机在三维空间中的局部避障能力。然后,针对无人机集群在动态障碍物干扰下易出现非必要避

障、通行效率下降的问题,设计了基于风险状态划分的动态避障策略。该策略综合考虑相对距离、预测时间、相对速度,以及运动方向,使无人机仅在存在实际碰撞风险时执行避障,从而降低无效绕行和过度减速。最后,通过多类型动态障碍物场景、15 架无人机虚拟管道集群穿越场景,以及实体试验验证了所提方法的有效性。结果表明,所提方法能够在未知动态障碍物干扰下实现无人机集群安全、有序通行,具有较好的工程应用潜力。

1　三维空间复杂环境建模

针对无人机集群动态避障所需空间范围大的问题,本文采用栅格法对空间环境进行建模。该建模方法包括环境栅格的规模化与合理化处理,并在常规栅格环境中进一步添加多样化障碍物,包括静态丛林模拟与动态未知速度飞行障碍物模拟。

1.1　静态丛林障碍物模型

考虑到实际生活中的环境场景并非只是简单的篮球场大小,若仍然采用过小的分辨率将会导致全局静态环境中的虚拟管道规划效率下降,因此这里仅将虚拟管道脊曲线规划过程中原有的栅格环境分辨率进行适当提高,而在构建管道壁部分时仍然采用原有单位分辨率的形式对其进行搭建。以原有三维栅格的长、宽、高的分辨率(1×1×1)各扩大至(3×3×3)为例(本文实际采取扩大至(10×10×1)倍率),三维栅格分辨率扩大方法示意如图 1 所示,分辨率扩大后搜索节点取更新后的每个三维栅格的几何中心处。

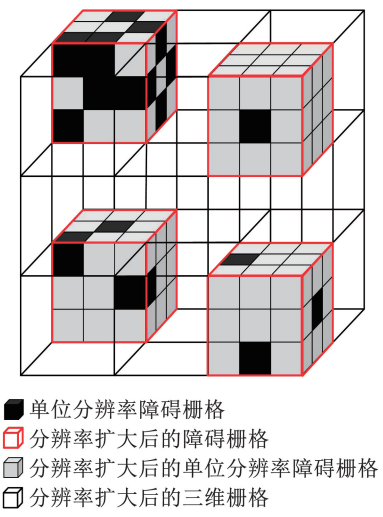


图 1　单位栅格分辨率扩大至 3×3×3 方法示意

Fig. 1　Schematic diagram of expanding unit grid resolution to 3×3×3

本文采用单位栅格模拟丛林中的随机树冠及随机灌木,圆柱体模拟树林中的树干,具体环境构建步骤如下。

1.1.1　树冠模型

树冠的形状类似于一个金字塔,每一层是一个方形的平面,其中底部层最大,顶部层最小。每一层都向上逐渐缩小,形成了树的“叶子”部分。每层栅格所有中心点构成一个正方形,且中心对齐。树冠每层栅格几何中心构成的正方形的边长 S_n 可以表示为

$$S_n = 2\cdot(N-n),\ n\in[0,N-1]\subset\mathbf{Z} \tag{1}$$

式中:N 为树冠总层数,$N\in[2,4]\subset\mathbf{Z}$;$n+1$ 为当前层数,与地球坐标系 z 轴高度有关,当 $n=0$ 为最底层,则 $n=N-1$ 为最顶层,层数越高,网格的边长越小。

为了表示每一层在笛卡儿坐标系中的位置,设定树冠底层中心位于笛卡儿坐标系的原点$(0,0,0)^{\mathrm{T}}$,且每一层的正方形均以原点为中心。$n+1$ 层的边长为 S_n,因此第 $n+1$ 层正方形的平面范围可以表示为

$$P_{ex}=P_{ey}=\left[-\frac{S_n}{2},\frac{S_n}{2}\right] \tag{2}$$

式中:P_{ex}、P_{ey}分别为笛卡儿坐标系中的 x 轴和 y 轴坐标轴上的点集。

三维单位栅格中心坐标与笛卡儿坐标系坐标可以通过下式进行转换:

$$P_{\mathrm{grid}}=P_{\mathrm{earth}}+0.5 \tag{3}$$

式中:P_{earth}为笛卡儿坐标系中的三维坐标,P_{grid}为三维单位栅格中心坐标。

综上所述,可得到第 $n+1$ 层的树冠栅格边界为

$$\begin{cases} x^n_{\min}=-\dfrac{S_n}{2}, & x^n_{\max}=\dfrac{S_n}{2}\\ y^n_{\min}=-\dfrac{S_n}{2}, & y^n_{\max}=\dfrac{S_n}{2}\\ z^n_{\min}=0, & z^n_{\max}=1 \end{cases} \tag{4}$$

从而得到第 $n+1$ 层的树冠在笛卡儿坐标系 $x-y$平面上的点集为

$$\begin{cases} P_{gxy}=\mathrm{ceil}(P_{exy})\\ P_{exy}=\left[-\dfrac{S_n}{2},\dfrac{S_n}{2}\right]\times\left[-\dfrac{S_n}{2},\dfrac{S_n}{2}\right] \end{cases} \tag{5}$$

式中:P_{gxy}为三维栅格坐标系 $x-y$ 平面标号坐标点集,$\mathrm{ceil}(\cdot)$为向上取整函数。

根据式(5)进一步得出树冠数学模型为

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}^j_{\mathrm{earth}}=[p_{ex}+x_j,p_{ey}+y_j,z_{ej}]^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{P}^j_{\mathrm{grid}}=\mathrm{ceil}(\boldsymbol{P}^j_{\mathrm{earth}}) \end{cases} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{P}^j_{\mathrm{grid}}=[x_{gj},y_{gj},z_{gj}]^{\mathrm{T}}$;$p_{ex}\in P_{ex}$,$p_{ey}\in P_{ey}$;$x_j$、$y_j$ 分别为第 j 棵树在笛卡儿坐标系中平面位置坐标;j 为

树木编号,且 $j \in [1, \text{Num}]$,其中 Num 为树木总数量;z_{ej}、z_{gj}分别为笛卡儿坐标系中和三维栅格坐标中的树冠高度位置;x_{gj}、y_{gj}分别为第 j 棵树的栅格平面标号坐标,且 $x_{gj}, y_{gj}, z_{gj} \in \mathbf{Z}$。

1.1.2 树干模型

在三维栅格环境中,树干模拟为圆柱体,在脊曲线规划过程中将其视为栅格障碍物进行规划,在扩建管道壁时视其为连续圆柱体进行主副半轴规划。树干的模型如下:

$$(x_{pj} - x_{gj})^2 + (y_{pj} - y_{gj})^2 = r^2, z_{pj} \in [0, H_{\max}] \subset \mathbf{R} \tag{7}$$

式中:$(x_{pj}, y_{pj})^{\mathrm{T}}$ 为圆柱体在 z_{pj} 高度上的笛卡儿坐标;r 为圆柱半径,且 $r \in [1,2] \subset \mathbf{R}$;$H_{\max} \in [3,7] \subset \mathbf{Z}^+$ 为树干在三维栅格中的高度。

1.1.3 灌木模型

在三维栅格环境中,灌木同样采用正方体块的集合进行模拟,灌木每层栅格几何中心构成的正方形的边长 F_n 可以表示为

$$F_n = 2 \cdot (N_s - n_s) + 1, n_s \in [1, N_s] \subset \mathbf{Z}^+ \tag{8}$$

灌木点集在栅格坐标中的数学模型表述如下:

$$F(x_{gj}, y_{gj}, z_{gj}) = \begin{cases} -n_s + 2 \leqslant x_{gj} \leqslant n_s, & \forall x_{gj} \in \mathbf{Z} \\ -n_s + 2 \leqslant y_{gj} \leqslant n_s, & \forall y_{gj} \in \mathbf{Z} \\ z_{gj} = N_s - n_s + 1, & \forall z_{gj} \in \mathbf{Z} \end{cases} \tag{9}$$

式中:$(x_{gj}, y_{gj}, z_{gj})^{\mathrm{T}}$ 为第 j 个灌木在三维栅格中的坐标;$n_s = [N_s, N_s - 1, \cdots, 1] \subset \mathbf{Z}^+$,其中 $N_s \in [1,3] \in \mathbf{Z}^+$ 为灌木高度。

上述树冠、树干,以及灌木模型分别对应低空丛林环境中不同高度层的空间占用特征。其中,树干主要形成垂向连续障碍物,对虚拟管道中心线的水平绕行影响较明显;树冠主要占据中高空区域,会压缩虚拟管道上部可通行空间;灌木主要分布于低空区域,会限制无人机低高度通行范围。通过组合上述 3 类植被模型,可构建具有多层空间约束特征的低空复杂环境,为后续虚拟管道构建和局部避障仿真提供环境基础。

1.2 未知动态障碍物模型

对于复杂环境中的不确定动态因素,如飞鸟、摇摆的树枝,以及非系统认定的飞行器等,本文不对其真实几何形态进行精细重建,而是从实时避障安全判定角度出发,将其等效为包含真实外形的安全包络球模型,如图 2 所示,模型表述为

$$f(x,y,z) = (x - x_j)^2 + (y - y_j)^2 + (z - z_j)^2 - r_{\text{obs}}^2 = 0 \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{p}_j = (x_j, y_j, z_j)^{\mathrm{T}}$ 为第 j 个移动障碍物的球心在笛卡儿坐标系上的位置,r_{obs}为障碍物球半径长度。需要注意的是,式(10)中的球形模型并不表示所有动态障碍物的真实几何形态均为球体,而是表示用于碰撞检测和速度障碍构造的保守安全包络区域。包络球半径可由障碍物几何尺寸、无人机自身半径、传感器测量误差,以及安全裕度共同确定。对于非球形障碍物,可采用外接球或多包络球组合进行近似。本文算法主要适用于可由安全包络球近似描述的中小尺度动态障碍物,对于复杂非凸、大尺度动态障碍物的精确建模将在后续研究中进一步扩展。

移动障碍物的运动状态方程为

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{p}}_j = \boldsymbol{v}_j \\ \dot{\boldsymbol{v}}_j = \boldsymbol{a}_j \end{cases} \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{v}_j$ 为第 j 个移动障碍物移动速度;$\boldsymbol{a}_j$ 为第 j 个移动障碍物移动加速度。可以分别设置每个移动障碍物的移动步长得到 $\boldsymbol{v}_j$ 和 $\boldsymbol{a}_j$ 的值,从而改变移动障碍物的运动状态。

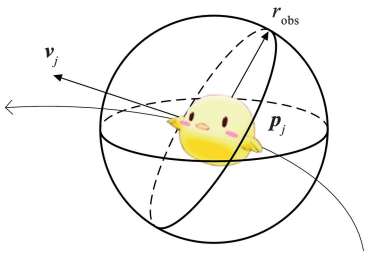


图 2 速度未知的移动障碍物模型

Fig. 2 Moving obstacle model with unknown velocity

2 虚拟管道约束下改进融合算法的路径规划设计

本文将具体阐述无人集群在虚拟管道内穿越时突发状况下的避障原理,包括无人集群穿越无障碍物的虚拟管道、穿越管道时无人集群之间的避碰处理,以及突发未知动态障碍物时无人集群的动态避障规划。

2.1 三维动态窗口避障约束设计

DWA 算法是一种用于移动机器人路径规划和避障的在线方法,因其能考虑无人系统动力学模型,计算符合运动特性的轨迹和规划出平滑避障轨迹,从而被广泛应用于无人系统实时导航中。其基本原理是:基于机器人的运动模型和环境感知信息,实时计算机器人的运动控制指令,以实现避障与路径跟踪。DWA 算法的核心思想是利用机器人的运动约束,如最大速度和最大加速度,结合当前环境的障碍

物信息,动态地选择一个合理的运动窗口,从而使机器人能够有效地避开障碍物,同时朝着目标方向前进。

该方法常用于二维的移动机器人的局部避障,本文将在二维算法的基础上进行维度拓展,将 DWA 算法扩展到三维空间中,考虑无人飞行器的水平速度及高度速度控制参数,以适应三维虚拟管道内无人飞行器的避障规划,便于动态调整无人飞行器在三维环境中的运动状态。

2.1.1　三维飞行器的运动模型

在三维 DWA 算法中需要对飞行器的运动状态进行采样,因此需要对飞行器进行运动学建模。需要注意的是,本文将无人机简化为三维质点,并非忽略无人机工程运动约束,而是基于局部路径规划层和避障决策层进行的合理抽象。本文研究目标是生成虚拟管道约束下满足安全距离和运动学约束的局部避障轨迹,而无人机姿态控制、推力分配,以及电机响应属于底层飞控系统范畴。因此,在规划层面采用三维质点模型能够降低实时计算复杂度,并便于与 DWA 算法和 VO 算法速度空间约束进行统一建模,模型如下:

$$\begin{cases} x_{t+\Delta t}^{i} = x_t^i + v_t^i \Delta t \cos\varphi_t^i \\ y_{t+\Delta t}^{i} = y_t^i + v_t^i \Delta t \sin\varphi_t^i \\ z_{t+\Delta t}^{i} = z_t^i + v_{ht}^i \Delta t \\ \varphi_{t+\Delta t}^{i} = \varphi_t^i + \omega_t^i \Delta t \end{cases} \tag{12}$$

式中:$x_{t+\Delta t}$、$y_{t+\Delta t}$、$z_{t+\Delta t}$、$\varphi_{t+\Delta t}$分别为无人飞行器第 $t+\Delta t$ 时刻的笛卡儿坐标系中的位置信息和偏航角;i 为飞行器的编号,且 $i \in [1, N_p] \subset \mathbf{Z}^+$,其中 $N_p \in \mathbf{Z}^+$ 为飞行器的总数量;x_t、y_t、z_t、φ_t 分别为无人飞行器第 t 时刻笛卡儿坐标系中的位置信息和偏航角;v_t、v_{ht}、ω_t 分别为在第 t 时刻无人飞行器的水平速度、高度速度和水平角速度。为与障碍物模型统一,可将式(12)改写成以下模型:

$$\begin{cases} \dot{x}^i = v_t^i \cos\varphi_t^i \\ \dot{y}^i = v_t^i \sin\varphi_t^i \\ \dot{z}^i = v_{ht}^i \\ \dot{\varphi}^i = \omega_t^i \end{cases} \tag{13}$$

式中:$\boldsymbol{P}_i = [x^i, y^i, z^i]^{\mathrm{T}}$ 为第 i 架无人飞行器位置,$\boldsymbol{V}_i = [\dot{x}^i, \dot{y}^i, \dot{z}^i]^{\mathrm{T}}$ 为第 i 架无人飞行器速度,φ^i 为偏航角,v_t^i、v_{ht}^i、ω_t^i 分别为第 i 架无人飞行器的水平速度指令、高度速度指令,以及水平角速度指令。同时,本文在后续速度采样过程中进一步引入水平速度、高度速度、偏航角速度,以及其加速度约束,以保证所生成的局部避障轨迹具备基本工程可执行性。

2.1.2　速度采样及加速度约束

第 i 架无人飞行器在时间间隔 Δt 内可以达到的速度向量集合被称为动态窗口 V_s^i,然而其三维采样空间(v^i, v_h^i, ω^i)可能会受到多种因素影响,包括无人飞行器的速度上下限、加速度上下限,以及环境中障碍物的约束。由于在实际生活中,无人飞行器的线速度和角速度都存在边界,因此其可采样的速度空间表述如下:

$$\begin{aligned} V_s^i = \{ & (v^i, v_h^i, \omega^i) \mid v^i \in [v_{\min}^i, v_{\max}^i], \\ & v_h^i \in [v_{h\min}^i, v_{h\max}^i], \omega^i \in [\omega_{\min}^i, \omega_{\max}^i] \} \end{aligned} \tag{14}$$

式中:$v_{\max}$、$v_{\min}$分别为第 i 架无人飞行器水平线速度的上、下限,$v_{h\max}$、$v_{h\min}$分别为第 i 架无人飞行器高度线速度的上、下限,$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$分别为第 i 架无人飞行器水平线偏航角速度的上、下限。

同时在速度采样过程中,需要考虑实际中的电机的性能限制,因此在避障过程中考虑到第 i 架无人飞行器在下一时刻的速度同样会受到加速度的制约:

$$\begin{aligned} V_a^i = & (v^i, v_h^i, \omega^i) \mid v^i \in [v_t^i - \dot{v}^i \Delta t, v_t^i + \dot{v}^i \Delta t], \\ & v_h^i \in [v_{ht}^i - \dot{v}_h^i \Delta t, v_{ht}^i + \dot{v}_h^i \Delta t], \\ & \omega^i \in [\omega_t^i - \dot{\omega}^i \Delta t, \omega_t^i + \dot{\omega}^i \Delta t] \end{aligned} \tag{15}$$

式中:$\dot{v}$、$\dot{\omega}$、$\dot{v}_h$ 分别为当前最大水平加速度、当前最大航向角加速度,以及当前最大高度加速度。

2.1.3　无人飞行器安全距离约束

在飞行器飞行过程中,可能会遇到其他飞行器或者面临导致飞行器本身坠毁风险的障碍物,从而需要确保飞行器在面对这些障碍物时能够将移动速度减至 0,或者绕开障碍物继续行驶,因此需要设置障碍物约束:

$$\begin{aligned} V_d^i = & (v^i, v_h^i, \omega^i) \mid v^i < \sqrt{2\dot{v}^i \cdot \mathrm{dist}(v^i, v_h^i, \omega^i)}, \\ & v_h^i < \sqrt{2\dot{v}_h^i \cdot \mathrm{dist}(v^i, v_h^i, \omega^i)}, \\ & \omega^i < \sqrt{2\dot{\omega}^i \cdot \mathrm{dist}(v^i, v_h^i, \omega^i)} \end{aligned} \tag{16}$$

式中,$\mathrm{dist}(v^i, v_h^i, \omega^i)$为第 i 架飞行器速度状态(v^i, v_h^i, ω^i)对应轨迹上与其距离最近的障碍物之间的距离。

综上所述,可得以上 3 个约束条件的交集构成无人飞行器的速度范围(式(17))。图 3 为动态窗口速度交集示意图。从图 3 可以清晰地看出 3 个速度约束与其速度窗口交集之间的关系,红框为飞行器所得的候选实际速度范围。

$$V_r^i = V_s^i \cap V_a^i \cap V_d^i \tag{17}$$

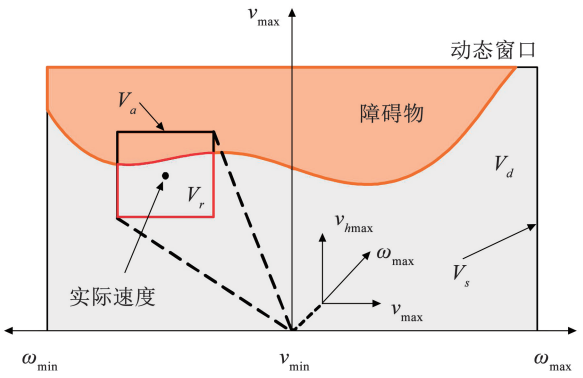


图 3 动态窗口内速度交集示意

Fig. 3 Schematic diagram of velocity intersection in dynamic window

2.1.4 评价函数

飞行器在每个时刻需要根据当前的速度组(v, v_h, ω)生成可能的轨迹。然而,由于无人飞行器运动的速度和方向不断变化,可能会出现很多不同的轨迹,因此为了在众多候选轨迹中找到理想轨迹,需要设计评价函数,从而通过对每条轨迹的逐一评估,选择出能够确保飞行器安全避障且快速到达目标位置的轨迹。首先,为了使无人飞行器能够安全、快速抵达设定的目的点,现设置如下评价函数:

$$G^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=\varepsilon(\alpha\cdot f_1^i(v^i,v_h^i,\omega^i)+\beta\cdot f_2^i(v^i,v_h^i,\omega^i)+\lambda\cdot f_3^i(v^i,v_h^i,\omega^i))+\mu\cdot f_4^i(v^i,v_h^i,\omega^i) \tag{18}$$

式中:i 为无人机编号;$f_1(v,v_h,\omega)$ 为无人飞行器航向角评价函数,具体用来衡量在当前设定的速度下,模拟轨迹末端朝向与目标点之间的角度差距;$f_2(v,v_h,\omega)$ 为无人飞行器到障碍物的距离评价函数,判断无人飞行器是否靠近目标点;$f_3(v,v_h,\omega)$ 为无人飞行器水平速度评价函数;ε、μ 分别为水平和高度指标加权系数;α、β、λ 分别为各自指标的加权系数;$f_4(v,v_h,\omega)$ 为无人飞行器高度速度评价函数。4 个评价函数的具体计算公式如下:

$$\begin{cases} f_1^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=\pi-|\varphi_g^i-\varphi_c^i| \\ f_2^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=\|\boldsymbol{p}_{\text{obs}}^i-\boldsymbol{p}_c^i\| \\ f_3^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=|v_c^i| \\ f_4^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=1/\|\boldsymbol{p}_g^i-\boldsymbol{p}_c^i\| \end{cases} \tag{19}$$

式中:φ_g 为水平方向目标点方位的角度,φ_c 为无人飞行器在当前模拟轨迹末端水平方向的角度,$\boldsymbol{p}_c$ 为当前预测无人飞行器的位置,$\boldsymbol{p}_{\text{obs}}$ 为模拟轨迹后最近障碍物的位置,v_c 为当前模拟轨迹末端的水平线速度,$\boldsymbol{p}_g$ 为目标点位置。

2.1.5 归一化处理

由于各评价函数中各指标的度量单位不同,不易直接比较其大小,因此需要对评价函数进行归一化处理。同时由于高度评价指标有自身的加权系数,因此这里只对前 3 个评价指标进行归一化处理,具体处理公式如下:

$$\begin{cases} f_{1\text{nor}}^i(j)=\dfrac{f_1^i(j)}{\sum\limits_{j=1}^{n}f_1^i(j)} \\ f_{2\text{nor}}^i(j)=\dfrac{f_2^i(j)}{\sum\limits_{j=1}^{n}f_2^i(j)} \\ f_{3\text{nor}}^i(j)=\dfrac{f_3^i(j)}{\sum\limits_{j=1}^{n}f_3^i(j)} \end{cases} \tag{20}$$

式中:j 为当前待采样的轨迹,n 为所有需要采样的轨迹。

综上所述,最终通过计算得到第 i 架无人飞行器的最大目标评价函数如下:

$$\max G^i(v^i,v_h^i,\omega^i)=w_1 f_{1\text{nor}}^i(j)+w_2 f_{2\text{nor}}^i(j)+w_3 f_{3\text{nor}}^i(j) \tag{21}$$

式中,$w_1+w_2+w_3=1$。

通过归一化处理,可以更容易地调整各个评价因素的权重,从而在平衡不同目标时获得更好的性能。

2.2 三维速度障碍避障约束设计

无人飞行器通常运动速度较高,且当面对同样高速运动的障碍物时单纯的 DWA 算法常凸显不足。如在局部动态避障中,常因障碍物速度过快而导致无人飞行器无法安全有效地避开障碍物,从而出现坠毁现象,或障碍物追尾飞行器从而导致无人飞行器始终陷入局部最优的现象。因此本文采用速度障碍(velocity obstacle, VO)算法为 DWA 算法进一步设置面对动态障碍物时的约束。

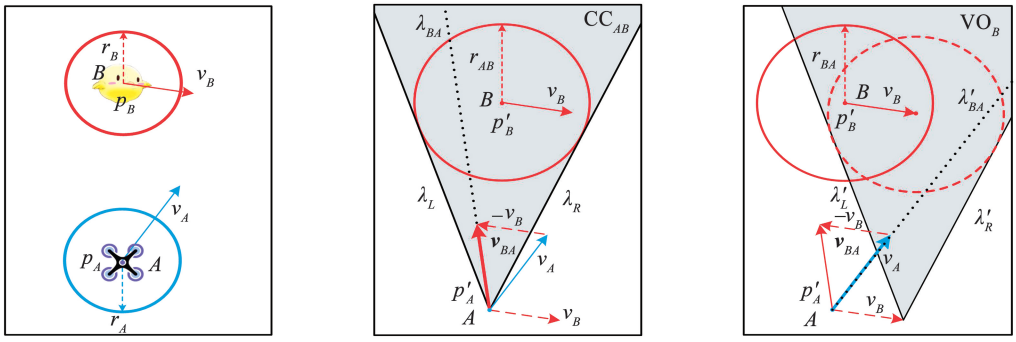
VO 算法是一种在 1998 年提出的用于动态避障的实时路径规划算法[23],广泛应用于多无人自主移动系统和自主飞行器、无人驾驶等领域,其通过分析无人系统与障碍物之间的相对速度关系,以此预测未来的碰撞风险,并根据避障需求调整飞行器的速度,从而避免与障碍物发生碰撞。该算法的核心思想为:对于任何一个移动物体,假设它的当前位置和速度已知,且周围存在多个障碍物,通过计算模拟每个障碍物在未来某一时刻可能与飞行器发生碰撞的情形,并根据这些信息调整飞行器的速度,从而避免碰撞。

图 4 为 VO 算法在二维平面上的示意图,无人飞行器 A 以速度 v_A 移动,且扫描到障碍物 B 以速度 v_B 移动,将它们的形状膨胀为半径 r_A 和 r_B 的圆形或球形,该半径不仅考虑了其形状尺寸,同时考虑了传感器检测和障碍物运动的不确定性(图4(a))。

无人飞行器 A 可以被视为一个质点,障碍物 B 是一个相对质点 A 且半径为 r_{BA} 的圆,B 对于 A 的相对速度矢量可以表示为 $\boldsymbol{v}_{BA}=v_A-v_B$,速度 $\boldsymbol{v}_{BA}$ 方向的延长线为 λ_{BA}。若 $\boldsymbol{v}_{BA}$ 落入由两条可能的速度切线 λ_R 和 λ_L 界定的阴影区域 CC_{AB} 中,则无人飞行器 A 在一段时间之后可能与障碍物 B 发生碰撞(图 4(b))。因此当障碍物 B 保持其速度大小和方向,则只需改变无人飞行器 A 的速度大小和方向,使其不落在阴影区域 CC_{AB},即可避免碰撞。阴影区域 CC_{AB} 称为相对碰撞锥,可表示为

$$\mathrm{CC}_{AB}=\{\boldsymbol{v}_{BA}\mid\lambda(p_A,\boldsymbol{v}_{BA})\cap B=\varnothing\} \tag{22}$$

式中:$\lambda(p_A,v_{BA})$ 为从点 p_A 沿 $\boldsymbol{v}_{BA}$ 方向的射线。



(a) 膨大形状和速度示意　　(b) 相对速度碰撞锥　　(c) 绝对速度碰撞锥

图 4　VO 算法在二维平面的示意

Fig. 4　Schematic diagram of VO algorithm in two-dimensional plane

这种基于相对速度的模型只适用于 A 和 B 这一对避障情况,因此对于多障碍物的环境,有必要建立一个基于飞行器 A 的绝对速度碰撞锥。将相对碰撞锥体 CC_{AB} 在 v_B 的方向上平移(图4(c)),此时将产生如下的绝对速度碰撞锥 VO_B 为

$$\mathrm{VO}_B=\mathrm{CC}_{AB}\oplus v_B \tag{23}$$

式中,$\oplus$ 为闵可夫斯基和。这时只要无人飞行器的速度 v_A 选择 VO_B 以外的速度即可避免发生碰撞,即满足下式:

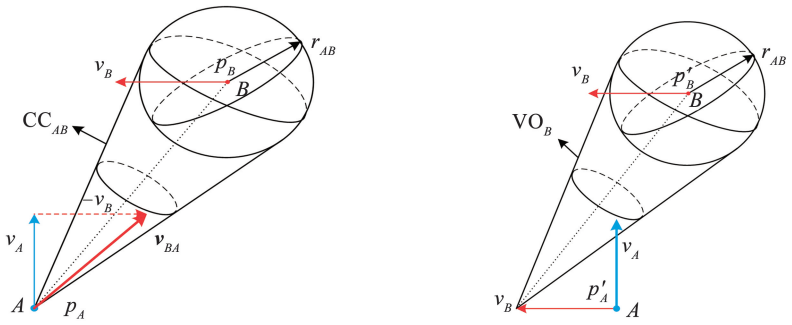
$$\mathrm{VO}_B\cap v_A=\varnothing \tag{24}$$

当环境中存在多个障碍物,则可视其为多个独立的 VO_B 的集合,即可安全避障:

$$\mathrm{VO}_{\mathrm{com}}=\bigcup_{j=1}^{m}\mathrm{VO}_{Bj} \tag{25}$$

式中:m 为障碍物总个数,j 为当前障碍物序号。

同理,在三维空间中将第 i 架无人飞行器视为质点 A,第 j 个障碍物视为障碍球 B,判断质点 A 相对速度 $\boldsymbol{v}_{BA}$ 是否处于锥体 CC_{AB} 内或绝对速度 v_A 是否处于锥体 VO_B 内,即可判断障碍物是否对飞行器构成威胁,如图 5 所示。



(a) 相对速度碰撞锥　　(b) 绝对速度碰撞锥

图 5　三维速度碰撞锥示意

Fig. 5　Schematic diagram of three-dimensional velocity collision cone

在面对动态障碍物时,VO 算法给予无人飞行器安全保障;DWA 算法给无人飞行器提供动力学约束下的局部避障路径选择,综合两者约束,可得到既安全,又合理的路径范围,如图 6 所示。图中:i 为当前待选的速度,红框为安全容许选择速度 V_{safe},绿色锥体范围内为 DWA 算法规划的速度选择范围,灰色范围为 VO 算法规划的碰撞锥范围,最终无人飞行器需要从 V_{safe} 中选择合理速度进行避障。

DWA 算法与 VO 算法的融合过程遵循“运动学可行性生成—碰撞风险筛选—综合评价优选”的原则,其算法流程如算法 1 所示。

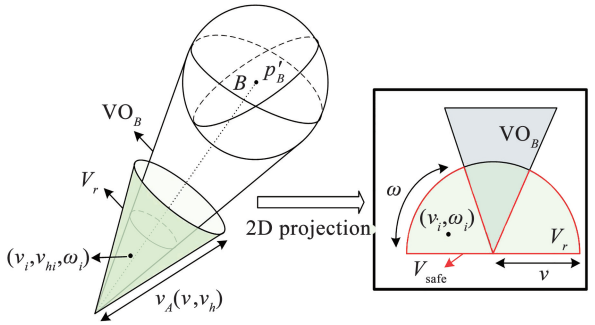


图 6 DWA 算法约束下的 VO 可选速度示意

Fig. 6 Schematic diagram of optional VO velocities under DWA algorithm constraints

算法 1 基于 3D-DWA 与 3D-VO 的融合避障算法

Input：无人机当前状态 p_i，v_i；动态障碍物状态集合 O；虚拟管道边界约束参数；目标点 p_g

Output：无人机最优速度指令 v_{opt}

初始化候选速度集合 $\boldsymbol{V}_{candidate}=\varnothing$，安全速度集合 $\boldsymbol{V}_{safe}=\varnothing$

根据无人机速度约束、加速度约束，以及角速度约束，构建三维动态窗口 $\boldsymbol{V}_{DWA}$

在 $\boldsymbol{V}_{DWA}$ 内对水平速度、高度速度，以及偏航角速度进行离散采样，得到候选速度集合 $\boldsymbol{V}_{candidate}$

for 每个候选速度 $v_c \in \boldsymbol{V}_{candidate}$ do

  预测 v_c 对应的局部轨迹 $\tau_i(v_c)$

  if $\tau_i(v_c)$ 不满足虚拟管道边界约束 $\boldsymbol{C}_{tube}$ then continue

  初始化碰撞标志 $flag_{collision}=false$

  for 每个障碍物 $o_j \in \boldsymbol{O}$ do

    计算 $p_{rel}^{ij}=p_{o,j}-p_i$，$v_{rel}^{ij}=v_c-v_{o,j}$

    根据 p_{rel}^{ij}、v_{rel}^{ij}，以及安全包络半径构建三维速度障碍集合 VO_{ij}

    if $v_c \in VO_{ij}$ then $flag_{collision}=ture$; break

  end for

  if $flag_{collision}=false$ then 将 v_c 加入 $\boldsymbol{V}_{safe}$

end for

if $\boldsymbol{V}_{safe}\neq\varnothing$ then

$$v_{opt}=\underset{v_c\in \boldsymbol{V}_{safe}}{\operatorname{argmax}}\, G(v_c)$$

else $v_{opt}=\underset{v_c\in \boldsymbol{V}_{candidate}}{\operatorname{argmin}}\, \mathrm{Risk}(v_c)$，并执行减速或悬停策略

return v_{opt}

DWA 算法首先根据无人机速度、加速度，以及角速度约束生成候选速度集合，保证候选速度满足无人机基本运动能力；VO 算法随后根据动态障碍物相对运动状态构建速度障碍锥，并剔除候选速度集合中可能导致碰撞的速度；最后，在剩余安全速度集合中根据航向、距离、速度，以及高度等评价指标选取最优速度。当 DWA 算法生成的候选速度全部处于 VO 算法不安全区域内时，算法优先执行安全降级策略，即选择碰撞时间最长、减速幅度可接受且满足管道边界约束的速度，必要时采取短时悬停或减速等待，由此可保证融合算法在速度选择过程中始终遵循安全优先原则。

在无人集群协同飞行穿越管道过程中，无人飞行器除了要面对未知移动障碍物的碰撞威胁，还要处理无人系统内部互相之间的避碰情况。本文将无人集群系统内其他的无人飞行器视为移动障碍物进行处理，并缩小相互之间的安全判断距离，从而使无人飞行器之间能互相避免碰撞。面对管道壁约束，将视管道壁为静态障碍物，对其设置不同避障距离以进行避障处理，具体方法会在后文详细介绍。

2.3 非必要避障虚拟定位预测法

在三维空间中无人飞行器可选择的避障方位比二维空间中的方位多出一个维度，这将会使无人飞行器避障方位更加灵活自由。

为避免无人飞行器在三维空间中的避障方向与障碍物方向为同一侧，或采取不必要的避障行为，本文设计了一种虚拟定位预测（virtual location prediction，VLP）方法。其核心思想是将第 i 架无人飞行器扫描周期内的所有障碍物沿着其当前运动方向在未来某一时刻时的位置进行虚拟预测估计，并将虚拟定位的第 j 个障碍物位置 p_{vir}^{j} 与第 j 个实际障碍物位置 p_B^j 之间的空间视为不可通行区域 Obs_j，如图 7 所示。在初始仿真中，为便于算法验证，本文选取基础预测时间 $\Delta t_T=1$ s，判断无人飞行器的速度 v_A^i 是否处于所有障碍物的绝对速度障碍锥 VO_{com} 内，否则保持当前运动状态继续前行，若在该绝对速度障碍锥 VO_{com} 内，则针对所有不可通行区域 Obs_{com} 进行提前避障。同时，考虑到不同动态障碍物与无人机之间存在相对速度差异，进一步将预测时域扩展为相对速度自适应形式。设无人机与第 j 个动态障碍物之间的相对速度为

$$v_{rel}^{ij}=\|v_i-v_{o,j}\| \tag{26}$$

则预测时域可表示为

$$\Delta t_T^{ij}=\mathrm{clip}(\Delta t_0+k_t v_{rel}^{ij},\Delta t_{min},\Delta t_{max}) \tag{27}$$

式中：Δt_0 为基础预测时间，k_t 为速度调节系数，Δt_{min}、Δt_{max} 分别为最小和最大预测时间。通过该设计，当动态障碍物与无人机快速接近时，算法能够适当扩大预测时域，显著提升提前避障能力；当相对速度较小时，算法保持较短预测时域，以避免过度保守和不必要机动。

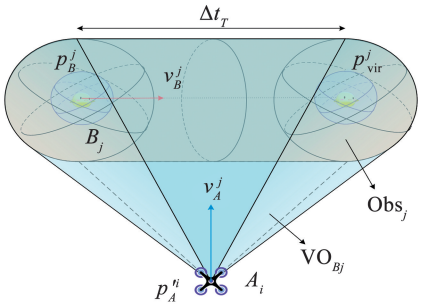


图 7　VLP 基本原理示意

Fig. 7　Schematic diagram of basic VLP principle

2.4　基于安全距离的避障策略

在无人飞行器的避障策略设计中,考虑到不同类型的避障约束及其相对运动特性,本文通过合理划分不同的安全避障区域(图 8),有效降低无人飞行器对各种潜在碰撞风险的预判与规避计算开销,从而提升系统运算能力。

图 8 为无人飞行器针对不同目标的警惕半径大小示意图,图中红色区域安全半径 r_s 为不可逾越的距离,无人飞行器越过此距离则会引起无人飞行器的碰撞坠毁;橙色区域半径为避碰半径 r_{cp},主要应对无人集群系统内部的相互避碰情况,当其他无人飞行器进入此区域范围内时,需要采取避碰措施;蓝色区域为虚拟管道壁 $\boldsymbol{T}_1(s,\theta)$ 边界对无人飞行器的约束作用距离半径 r_{T_1},此半径允许与避碰半径 r_{cp} 一致;灰色区域半径 r_{oa} 为未知动态障碍物避障半径,针对无人集群系统外部的未知动态障碍物,为避免与快速移动的障碍物相撞,此区域判断范围最接近无人飞行器的最大扫描范围 r_{scan};绿色区域即为无人飞行器最大扫描范围,当障碍物进入此范围时应提高警惕,判断障碍物类型并对其进行预测,采取相应策略避免碰撞。当管道内的无人飞行器在此区域内扫描到未知动态障碍物时,将会从原本的主要穿越状态转换为主要避障状态。

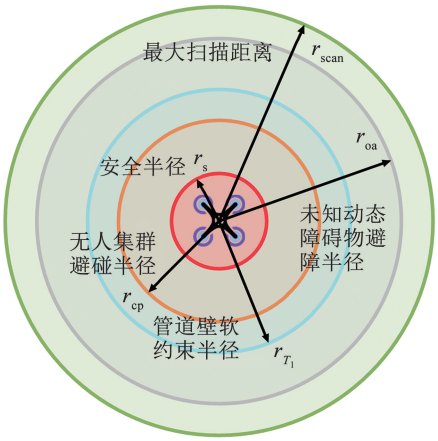
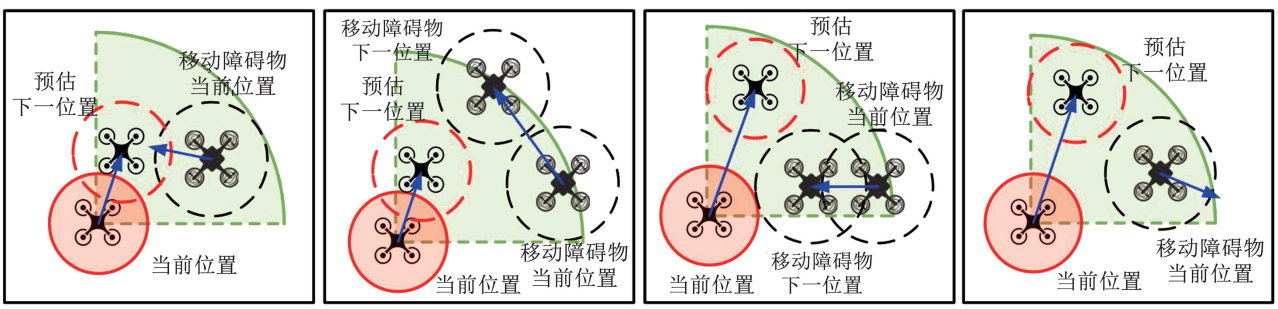


图 8　无人飞行器不同行为避障半径示意

Fig. 8　Schematic diagram of obstacle avoidance radius of unmanned aerial vehicle with different behaviors

为进一步提高无人机集群面对未知速度障碍物的性能,当移动障碍物进入无人飞行器最大扫描范围内时,无人飞行器收到相关反馈信息,此时其呈现出 4 种风险状态,如图 9 所示。本文将详细介绍这 4 种风险状态时无人飞行器的避障处理方法。



(a) 危险状态　(b) 准危险状态　(c) 潜在危险状态　(d) 安全状态

图 9　扫描范围内的 4 种风险状态

Fig. 9　Four risk states within scanning range

1)危险状态。当无人飞行器以当前速度和方向持续飞行时,若其在下一个扫描周期 Δt 内,障碍物膨胀区域与无人飞行器的安全区域发生重叠,则无人飞行器与障碍物可能发生碰撞。这种情况下的无人飞行器便进入危险状态(图 9(a)),遇到这种情况时,必须立即采取避障措施,如通过紧急转弯或减速来避开障碍物,可利用混合动态避障算法联合求解避障路径,从而确保飞行器安全避让。

2)准危险状态。如果无人飞行器按照当前速度和方向继续前进,在下一个扫描周期 Δt 内,其安全半径不会与障碍物膨胀区域重合;然而在后续的某一时刻 t_1 时,飞行器的安全半径与障碍物膨胀区域可能会发生重叠(图 9(b))。此时,意味着无人飞行器再继续沿原运动状态前行的第 2 个周期 $2\Delta t$ 内,有可能与障碍物发生碰撞。即使在下一个周期 Δt 内判断为安全状态,如果不改变飞行器的运动状

态继续前进,最终仍可能进入危险状态。因此对于这种情况,应基于第 2 个周期 $2\Delta t$ 内的预测膨胀区域进行相应处理,仅需采用混合动态避障算法中约束条件较低的部分算法来避免与障碍物碰撞。

3)潜在危险状态。当无人飞行器的扫描范围内存在一个动态未知障碍物,并且该障碍物朝飞行器的方向移动时,若飞行器继续沿当前运动状态前进,则在下一个周期 Δt 及随后的两个周期 $2\Delta t$ 内,无人飞行器的安全半径不会与障碍物的预测膨胀区域重合。这种潜在的碰撞风险状态被称为潜在危险状态(图 9(c))。若无人飞行器在这种情况下继续前行,则在接下来的两个预测周期 $2\Delta t$ 内不会发生碰撞,并且仍有一个扫描周期 Δt 的时间调整运动状态以避开障碍物。同时由于障碍物的运动具有不确定性,即第 3 个预测周期内无法准确预测障碍物的运动信息,因此当前时刻采取避障策略未必能有效避开障碍物。因此无人飞行器可以保持当前运动状态继续前进。

4)安全状态。当无人飞行器扫描范围内 Δt 没有动态未知障碍物,或者存在动态障碍物但预测其运动方向是远离无人飞行器的,说明无人飞行器继续沿着当前运动状态前进不会发生碰撞。这种状态即称为安全状态(图 9(d)),此时保持无人飞行器当前运动状态即可。

同时,为避免仅依赖预测时间阈值导致侧向掠过障碍物被误判为危险目标,本文进一步引入角度安全裕量 $\theta_s \in [20°,45°]$,本文 $\theta_s = 30°$。设无人机 i 与动态障碍物 j 的相对位置向量和相对速度向量分别为:

$$\boldsymbol{p}_{\mathrm{rel}}^{ij} = p_{o,j} - p_i \tag{28}$$

$$\boldsymbol{v}_{\mathrm{rel}}^{ij} = v_{o,j} - v_i \tag{29}$$

二者夹角为

$$\theta_{ij} = \arccos \frac{-\boldsymbol{p}_{\mathrm{rel}}^{ij} \cdot \boldsymbol{v}_{\mathrm{rel}}^{ij}}{\|\boldsymbol{p}_{\mathrm{rel}}^{ij}\| \|\boldsymbol{v}_{\mathrm{rel}}^{ij}\|} \tag{30}$$

当 $\theta_{ij} < \theta_s$ 时,说明动态障碍物相对运动方向具有明显接近趋势,应结合预测距离和碰撞时间判定其风险等级;当 $\theta_{ij} > \theta_s$ 时,说明障碍物具有较明显侧向偏移或远离趋势,即使其位于扫描范围内,也不立即触发强避障策略。通过引入角度安全裕量,可进一步降低非必要避障行为,提高虚拟管道内无人机集群通行效率。

2.5 虚拟管道内无人集群穿越函数设计

当无人飞行器最大扫描范围 r_{scan} 内不存在未知动态障碍物时,虚拟管道规划方法可使管道内的无人集群共享同一个虚拟管道规则,从而使无人集群安全快速穿越静态障碍物群抵达目标点。本文将详细介绍管道内无人集群正常穿越管道的具体方法,并对相关算法进行描述。

虚拟管道为无人集群系统中的每个无人飞行器提供前行方向及安全边界斥力,从而减少集群系统中的计算量。管道壁对无人集群的斥力可以形象描述为电势场内正极对质子的排斥力;而前进方向则为质子在势场梯度作用下的移动方向(图 10)。

图 10 为第 i 个无人飞行器在虚拟管道内穿越的原理示意图,其在管道内所受合力为

$$\boldsymbol{G}_{\mathrm{com}}^{i} = \boldsymbol{G}_{\mathrm{att}}^{i} + \boldsymbol{G}_{\boldsymbol{T}_1(s,\theta)}^{i} + \boldsymbol{G}_{\mathrm{rep}}^{i} \tag{31}$$

式中:$\boldsymbol{G}_{\mathrm{com}}^{i} = [G_{x\mathrm{com}}^{i}, G_{y\mathrm{com}}^{i}, G_{z\mathrm{com}}^{i}]^{\mathrm{T}}$,其中 $\boldsymbol{G}_{x\mathrm{com}}$、$\boldsymbol{G}_{y\mathrm{com}}$、$\boldsymbol{G}_{z\mathrm{com}}$ 分别为 3 个纬度上的分合力;$\boldsymbol{G}_{\mathrm{att}}^{i}$ 为管道对第 i 架无人飞行器的方向指引力(式(32));$\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{T}_1(s,\theta)}^{i}$ 为管道壁 $\boldsymbol{T}_1(s,\theta)$ 对第 i 架无人飞行器的约束斥力(式(33));$\boldsymbol{G}_{\mathrm{rep}}^{i}$ 为第 i 架无人飞行器对其他无人飞行器之间的避碰斥力(式(34))。

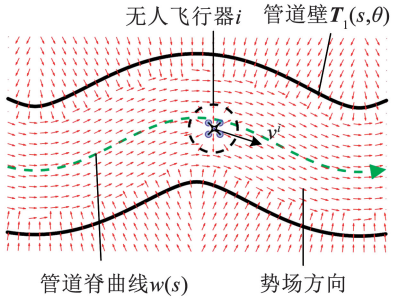


图 10 虚拟管道内部某一无人飞行器穿越原理图

Fig. 10 Schematic diagram of an unmanned aerial vehicle crossing inside virtual tube

$$\boldsymbol{G}_{\mathrm{att}}^{i} = -\xi_{\mathrm{att}} \frac{\boldsymbol{T}(s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i}) - \boldsymbol{T}(s_{p^i}+\Delta s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i})}{\|\boldsymbol{T}(s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i}) - \boldsymbol{T}(s_{p^i}+\Delta s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i})\|} \tag{32}$$

式中:$\boldsymbol{G}_{\mathrm{att}}^{i} = [G_{x\mathrm{att}}^{i}, G_{y\mathrm{att}}^{i}, G_{z\mathrm{att}}^{i}]^{\mathrm{T}}$,其中 $G_{x\mathrm{att}}$、$G_{y\mathrm{att}}$、$G_{z\mathrm{att}}$ 分别为 3 个纬度上的管道对无人飞行器的指引分力;$\boldsymbol{T}(s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i})$ 为第 i 架无人飞行器三维坐标 $\boldsymbol{p}^i = [x,y,z]^{\mathrm{T}}$ 对应虚拟管道 $\boldsymbol{T}(s,\theta,\lambda)$ 中的索引位置;$\boldsymbol{T}(s_{p^i}+\Delta s_{p^i},\theta_{p^i},\lambda_{p^i})$ 为第 i 架无人飞行器在管道内对应的下一位置;ξ_{att} 为方向指引力增益系数。

$$\boldsymbol{G}_{\boldsymbol{T}_1(s,\theta)}^{i} = \begin{cases} \xi_{T_1}\left(\dfrac{1}{d_{\boldsymbol{T}_1}^{i}(\boldsymbol{p}^i,\boldsymbol{T}_1)} - \dfrac{1}{r_{T_1}}\right)\cdot\left(\dfrac{1}{d_{T_1}^{i2}(\boldsymbol{p}^i,\boldsymbol{T}_1)}\right)\dfrac{\boldsymbol{p}^i - \boldsymbol{T}_1(s,\theta)}{d_{\boldsymbol{T}_1}^{i}(\boldsymbol{p}^i,\boldsymbol{T}_1)}, & d_{T_1}^{i}(\boldsymbol{p}^i,T_1) \leqslant r_T \\ 0, & d_{T_1}^{i}(\boldsymbol{p}^i,\boldsymbol{T}_1) > r_{T_1} \end{cases} \tag{33}$$

式中: $\boldsymbol{G}^i_{T_1(s,\theta)} = [G^i_{xT_1}, G^i_{yT_1}, G^i_{zT_1}]^{\mathrm{T}}$, 其中 G_{xT_1}、G_{yT_1}、G_{zT_1} 分别为 3 个纬度上的管道约束分斥力; $d^i_{T_1}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{T}_1) = \|\boldsymbol{p}^i - T_1(s,\theta)\|$ 为第 i 架无人飞行器与管道壁之间的最小距离; r_{T_1} 为无人飞行器的管道壁约束作用距离; ξ_{T_1} 为管道壁对无人飞行器约束斥力增益系数。

为保障无人集群内部安全,管道内引入的无人飞行器相互之间的斥力表述为:

$$\boldsymbol{G}^i_{\mathrm{rep}} = \sum_{n=1 \cap n \neq i}^{N} \boldsymbol{G}^{in}_{\mathrm{rep}} \tag{34}$$

$$\boldsymbol{G}^{in}_{\mathrm{rep}} = \begin{cases} \xi_{\mathrm{rep}} \left(\dfrac{1}{d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n)} - \dfrac{1}{r_{\mathrm{cp}}} \right) \cdot \left(\dfrac{1}{d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n)^2} \right) \dfrac{\boldsymbol{p}^i - \boldsymbol{p}^n}{d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n)}, & d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n) \leqslant r_{\mathrm{cp}} \\ 0, & d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n) > r_{\mathrm{cp}} \end{cases} \tag{35}$$

式中: $\boldsymbol{G}^i_{\mathrm{rep}} = [G^i_{x\mathrm{rep}}, G^i_{y\mathrm{rep}}, G^i_{z\mathrm{rep}}]^{\mathrm{T}}$ 为其他所有无人集群对第 i 架无人飞行器的避障斥力,其中 $G_{x\mathrm{rep}}$、$G_{y\mathrm{rep}}$、$G_{z\mathrm{rep}}$ 分别为其他所有无人飞行器对当前目标飞行器 3 个纬度上的分斥力; $\boldsymbol{G}^{in}_{\mathrm{rep}}$ 为无人集群中第 n 架无人飞行器对第 i 架无人飞行器的避障斥力; $d^{in}_{\mathrm{cp}}(\boldsymbol{p}^i, \boldsymbol{p}^n) = \|\boldsymbol{p}^i - \boldsymbol{p}^n\|$ 为第 i 架无人飞行器与集群中第 n 架无人飞行器的距离; r_{cp} 为避障半径; ξ_{rep} 为避障斥力增益系数。

结合式(13)可得无人飞行器移动位置与所受合力的关系:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{p}}^i = \boldsymbol{v}^i \\ \dot{\boldsymbol{v}}^i = \boldsymbol{G}^i_{\mathrm{com}} \end{cases} \tag{36}$$

式中: $\boldsymbol{v}^i = [v^i_x, v^i_y, v^i_z]^{\mathrm{T}}$ 为第 i 架无人飞行器在三维空间中的速度。

3　仿真结果与分析

本文将对所提出的动态避障算法在 MATLAB 中进行验证及对比实验,其中包含了随机丛林环境生成实验仿真、动态避障算法验证对比仿真,以及无人集群子管道内的飞行避障仿真。

3.1　实验 1:随机分布丛林环境实验仿真

为验证本文创建的随机丛林环境模型可行性,在该实验中,设置两种不同环境大小且不同数量的丛林进行仿真实验。现设第 1 组环境大小为 50 m × 50 m × 10 m、内有 30 棵树和 25 个灌木丛,树木及灌木丛随机分布在地图任意栅格位置;第 2 组环境大小为 100 m × 100 m × 10 m、内有 40 棵树和 35 个灌木丛,树木及灌木地面位置限制在 90 m × 90 m 范围内,以更好地凸显丛林复杂性。对该两组进行大量仿真实验,最后挑选出较为突出的两组实验图,如图 11、12 所示。

从图 11、12 的仿真结果可以看出,无论环境尺寸如何变换,本文设计的随机环境模型具有良好的通用性与灵活性,能够适应不同规模的应用需求,且该模型可以自由调节树木及灌木数量,具备良好的灵活性。同时每棵树的树冠和树干层数及高度和灌木层数均为随机生成,从中可以看出该模型实现了对复杂度随机的环境和植被模拟分布的精细化控制。考虑到后续仿真中管道在环境中的呈现效果及无人集群避障效果的实现,且图 12 仿真环境较为适合大型管道构建,且丛林密度适中,因此后续的仿真环境采用该图中环境进行仿真实验。

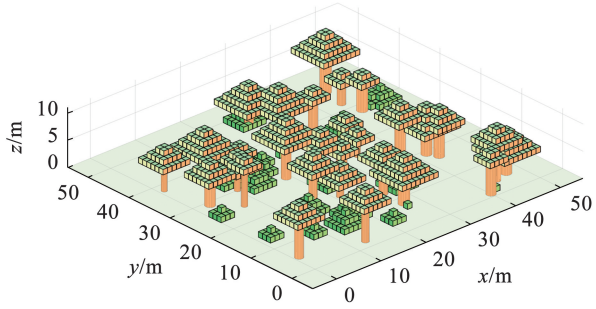


图 11　50 m × 50 m × 10 m 随机环境仿真图

Fig. 11　Random environment simulation diagram of 50 m × 50 m × 10 m

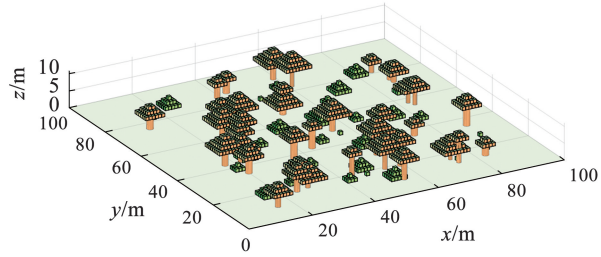


图 12　100 m × 100 m × 10 m 随机环境仿真图

Fig. 12　Random environment simulation diagram of 100 m × 100 m × 10 m

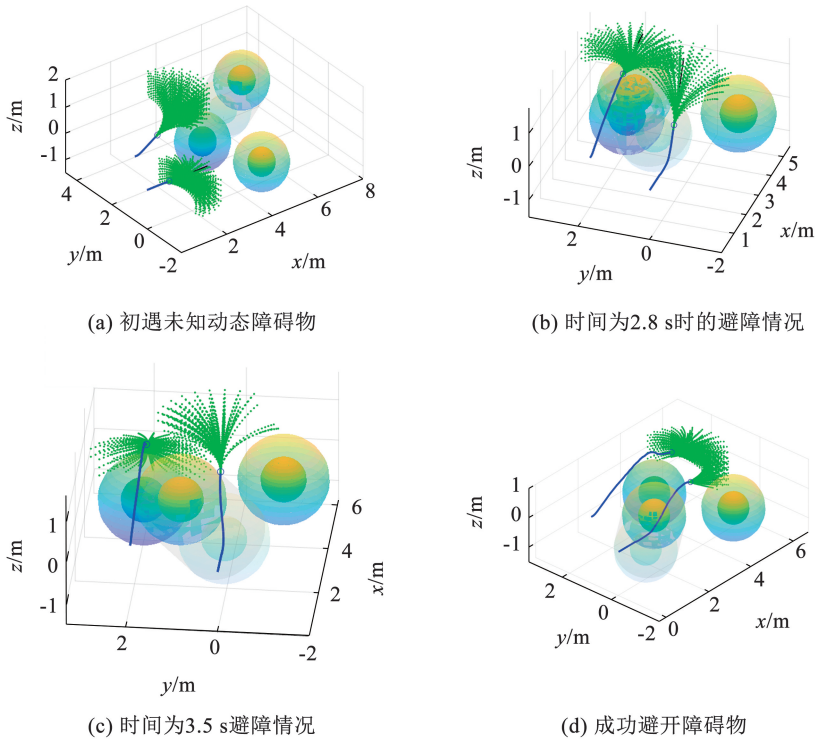
从不同植被类型对管道构建和避障路径的影响来看,树干主要压缩水平方向可通行空间,使虚拟管道中心线产生平面绕行;树冠主要占据中高空区域,会压缩管道上部空间,使管道边界局部收缩,并促使无人机进行水平绕行或高度调整;灌木主要限制低空通行空间,使无人机在局部避障中保持一定安全高度。由此可见,树干、树冠,以及灌木分别从水平绕行、中高空边界约束和低空高度限制 3 个方面影响虚拟管道构建与避障路径,为后续动态避障仿真

提供了更符合低空复杂环境特征的空间约束基础。

3.2 实验 2:VLP 融合动态避障算法验证及对比仿真

为验证本文提出的 VLP 融合动态避障算法的可行性及优越性,在该实验中,首先对所提算法的避障可行性进行算法验证。设置所有无人飞行器初始状态均为 0;仿真步长为 0.1 s;第 1 架无人飞行器初始位置为 $(1,2,0)^{\mathrm{T}}$;第 2 架无人飞行器初始位置为 $(0,0,0)^{\mathrm{T}}$;动态障碍物中心位置为(9,5,0),其速度方向为(-0.6,-0.4,0),速度大小为 2 m/s;静态障碍物位置分别为 $(4,2,-0.5)^{\mathrm{T}}$ 和 $(4.3,-1,0)^{\mathrm{T}}$。仿真结果如图 13 所示,图中绿色点为模拟轨迹,蓝线为已走轨迹,黑色圆圈为无人飞行器当前质心位置,黑线为当前速度方向,彩色实心球为障碍物膨胀球,彩色透明球为加入飞行器半径后的障碍物膨胀球。

采用的评价函数增益系数和其他相关参数见表 1。表中:r_{obs} 为障碍物膨胀半径,T_p 为向前模拟时间,$v_{\Delta t}$ 为水平线速度分辨率,$v_{h\Delta t}$ 为垂直高度速度分辨率,$\omega_{\Delta t}$ 为水平角速度分辨率,$a_{\max}$ 为水平最大加速度,$a_{h\max}$ 为最大高度加速度,$\upsilon_{\max}$ 为最大偏航角速度。



(a) 初遇未知动态障碍物 (b) 时间为2.8 s时的避障情况

(c) 时间为3.5 s避障情况 (d) 成功避开障碍物

图 13 两个无人飞行器采用 VLP 融合动态避障算法测试图

Fig. 13 Test diagram of two unmanned aerial vehicles using VLP fusion dynamic obstacle avoidance algorithm

表 1 无人机动态避障算法具体参数

Tab. 1 Specific parameters of dynamic obstacle avoidance algorithm for unmanned aerial vehicles

r_{scan}/m	r_{oa}/m	r_{s}/m	r_{obs}/m	r_{cp}/m	$v_{\max}$/(m·s^{-1})	$v_{\min}$/(m·s^{-1})	$v_{h\max}$/(m·s^{-1})	$v_{h\min}$/(m·s^{-1})	$\omega_{\max}$/(°)	$\omega_{\min}$/(°)
7.0	6.5	0.5	0.5	1.0	1.0	0	1.0	-1.0	360	-360
ε	β	λ	μ	T_p/s	$v_{\Delta t}$/(m·s^{-1})	$V_{h\Delta t}$/(m·s^{-1})	$\omega_{\Delta t}$/(°)	$a_{\max}$/(m·s^{-2})	$a_{h\max}$/(m·s^{-2})	$\upsilon_{\max}$/((°)·s^{-2})
0.01	0.05	0.01	0.05	2.0	0.1	0.1	10	2.0	2.0	720

从图 13(a)可以看出,当无人飞行器扫描到未知动态障碍物时,无人飞行器将对其进行虚拟定位预测估计,使无人飞行器能够提前预测动态障碍物位置,从而提前采取避碰措施。从图 13(b)、13(c)可以看出,无人飞行器依次躲过袭来的动态障碍物,同时避障的方向也避开了静态障碍物,最后两架无人飞行器均完成了动态避障,且互相之间无碰撞地穿过静态障碍物。从图 13(d)可以看出,所提算法在动态避障上是可行有效的。

为比较本文算法的优越性,分别采用文献[24]改进的 DWA(improved DWA, IDWA)、传统 DWA

算法、文献[25]改进的 APF(improved APF, IAPF)、传统 APF 算法对本文算法进行不同方向避障对比实验。动态避障类型分为 7 种:当未知动态障碍物从无人飞行器侧后方逼近、侧前方逼近、后方追尾逼近、前方超越追击、垂直方向逼近,迎面逼近,以及非必要采取避障行为的障碍物逼近这 7 种情况时,仿真结果如图 14 ~20 所示,具体未知动态障碍物设置数据见表 2。

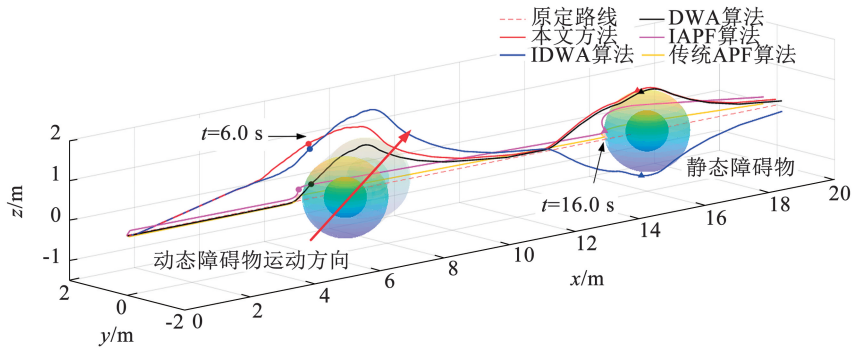


图 14　后交叉动态障碍物避障算法路径对比

Fig. 14　Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for rear-crossing dynamic obstacles

从图 14 可以看出,本文算法相比其他算法,无人飞行器面对侧后方来袭的动态障碍物避障行为提前,且选择避障角度合理、避障距离适中,因此可以减少实际飞行中的燃料损耗。而传统 DWA 算法在面对侧后方快速逼近的动态障碍物时则无法进行安全避障,在第 6 s 时与其相撞(图 14 中的黑色线)。无人飞行器在第 16 s 遇见静态障碍物时,本文算法同样能安全有效地采取适当距离避开静态障碍物,而文献[24]方法中的无人飞行器在静态障碍物前犹豫不定,来回徘徊,最终效率落后于其他算法中的无人飞行器。

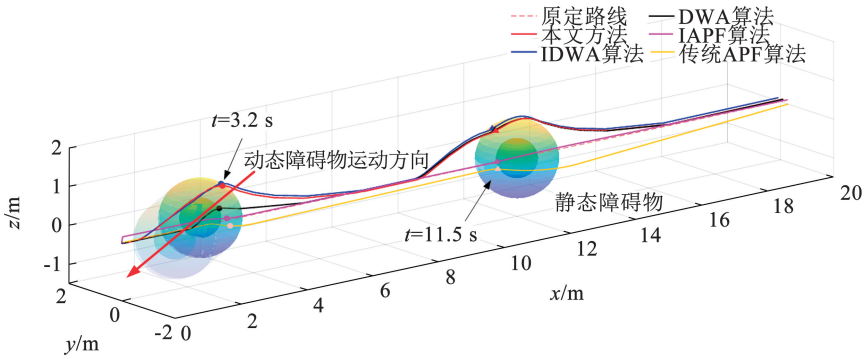


图 15　前交叉动态障碍物避障算法路径对比

Fig. 15　Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for front-crossing dynamic obstacles

从图 15 可以看出,本文算法和文献[25]中的 IDWA 算法相比其他算法中的无人飞行器面对侧前方快速来袭的动态障碍物能够安全避障。其他算法中无人飞行器则与动态障碍物相撞,静态障碍物均能成功绕开。

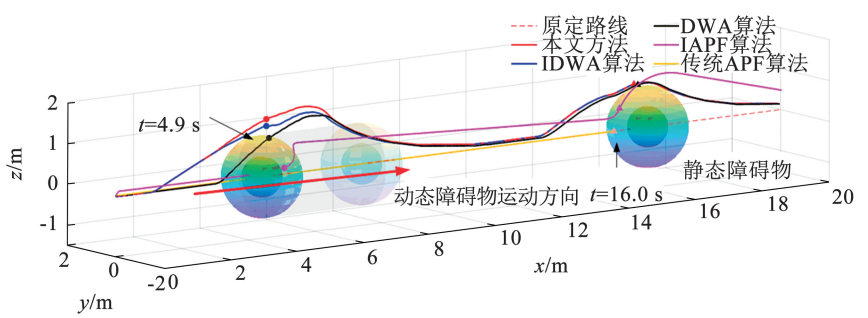


图 16　动态障碍物追尾避障算法路径对比

Fig. 16　Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for rear-end dynamic obstacles

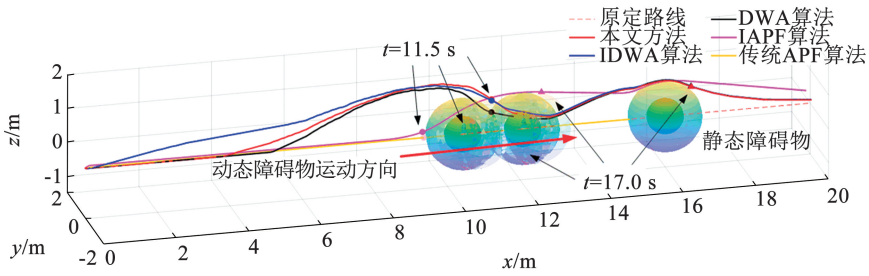


图 17 追击动态障碍物避障算法路径对比

Fig. 17 Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for chasing dynamic obstacles

从图 16、17 可以看出,面对后方来袭的追尾障碍物和超越前方动态障碍物时,相比其他算法,本文算法和文献[24]中的无人飞行器能够安全避障,同时本文算法规划的路线考虑了同方向避障的不确定性,避障距离比文献[25]的 IDWA 算法更远,且更平稳。其他算法中的无人飞行器则与动态障碍物相撞或陷入局部最优中;传统 APF 算法不仅没有避开或绕开动态障碍物,同时面对静态障碍物时会陷入局部最优困境,导致无人飞行器在障碍物前来回徘徊,浪费计算资源。

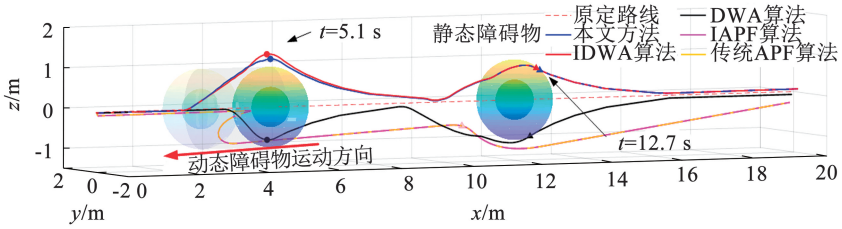


图 18 迎面动态障碍物避障算法路径对比

Fig. 18 Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for head-on dynamic obstacles

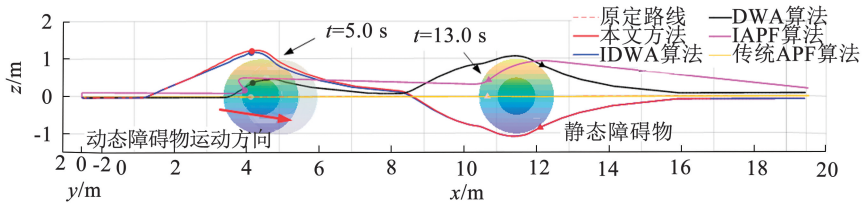


图 19 垂直动态障碍物避障算法路径对比

Fig. 19 Comparison of obstacle avoidance algorithm paths for vertical dynamic obstacles

从图 18、19 可以看出,无人飞行器面对迎面和垂直来袭的动态障碍物时,本文算法相较于其他算法避障安全性更高、更平稳,且没有陷入局部最优中。

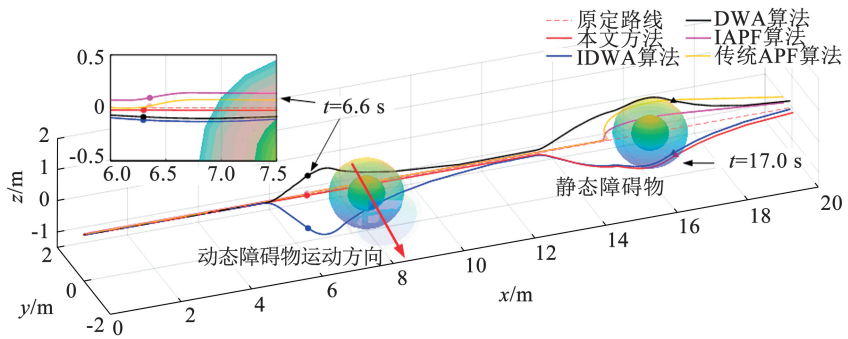


图 20 动态障碍物非必要避障算法路径对比

Fig. 20 Comparison of non-essential obstacle avoidance algorithm paths for dynamic obstacles

从图 20 可以看出,面对非必要避障擦肩而过的动态障碍物时,本文算法相较于其他对比方法能保持当前运行状态持续运动,避免了出现非必要的能量损耗和避障措施,避障安全性更高、更平稳,且没有陷入局部最优中。

表 2　7 种环境下的动态障碍物行为设置

Tab. 2　Dynamic obstacle behavior settings in seven environments

动态避障类型	动态障碍物起始坐标	动态障碍物移动方向	动态障碍物移动速度/(m·s^{-1})	静态障碍物坐标
后交叉避障	$(-3.5,-7,0)^{\mathrm{T}}$	$(0.6,0.4,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	$(16,0,0)^{\mathrm{T}}$
前交叉避障	$(8.0,4.0,0)^{\mathrm{T}}$	$(-0.6,-0.4,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	$(12,0,0)^{\mathrm{T}}$
追尾避障	$(-10.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	$(1.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	3.0	$(16,0,0)^{\mathrm{T}}$
追击避障	$(7.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	$(1.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	0.3	$(16,0,0)^{\mathrm{T}}$
迎面避障	$(15.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	$(-1.0,0,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	$(12,0,0)^{\mathrm{T}}$
垂直避障	$(5.0,10.0,0)^{\mathrm{T}}$	$(0,-1.0,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	$(12,0,0)^{\mathrm{T}}$
非必要避障	$(7.8,12.5,0)^{\mathrm{T}}$	$(0,-1.0,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	$(16,0,0)^{\mathrm{T}}$

根据上述实验与仿真结果可以得出本文的方法在避障路径规划中不仅具备更高的安全性和出色的预测性能,而且其生成的轨迹具有较好的平稳性,适用于对路径平滑性要求较高的应用场景。

3.3　实体试验:VLP 融合动态避障算法验证

为验证该算法能否在真实环境中实现避障路径规划,本文设计了两组实验。第 1 组实验在搭载 i7 - 9750H 处理器、8 GB 内存的计算机上进行仿真,仿真平台为 MATLAB 2022A。第 2 组实体试验为基于深度相机视觉定位的无人机避障系统,试验平台及所用硬件设备如图 21 所示。该试验平台由上位机、无人机、机载计算机,以及深度相机 4 部分组成。深度相机负责识别环境并定位障碍物,获取障碍物坐标后,由上位机运行路径规划算法。

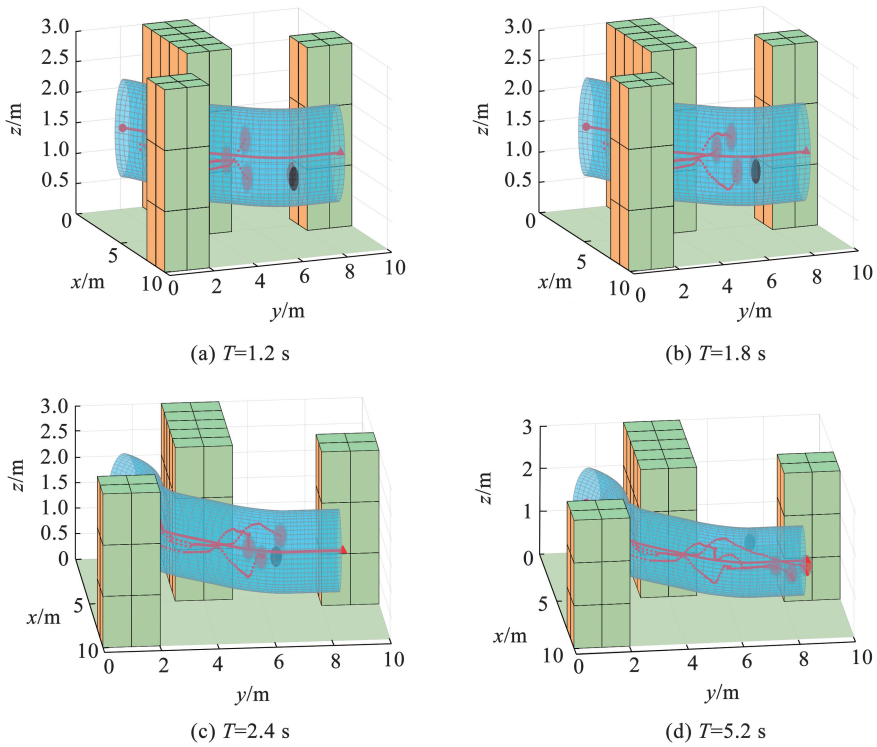


(a) 无人机试验平台　　(b) 控制电脑

图 21　试验平台

Fig. 21　Test platform

在第 1 组实验中(图 22),真实场景下的移动障碍物规避 MATLAB 仿真实验结果清晰显示:无人机从 1.2 s 开始检测到障碍物存在并执行避障流程;在 1.8 ~ 2.4 s 期间,无人机检测到障碍物正在逼近,因此在虚拟管道内缓慢调整位姿,确保后续能精准规避移动障碍物;当时间达到 5.2 s 时,3 架无人机已在虚拟管道内精准完成对移动障碍物的避障过程。该仿真实验验证了无人机集群在虚拟管道内避障的有效性与可行性。



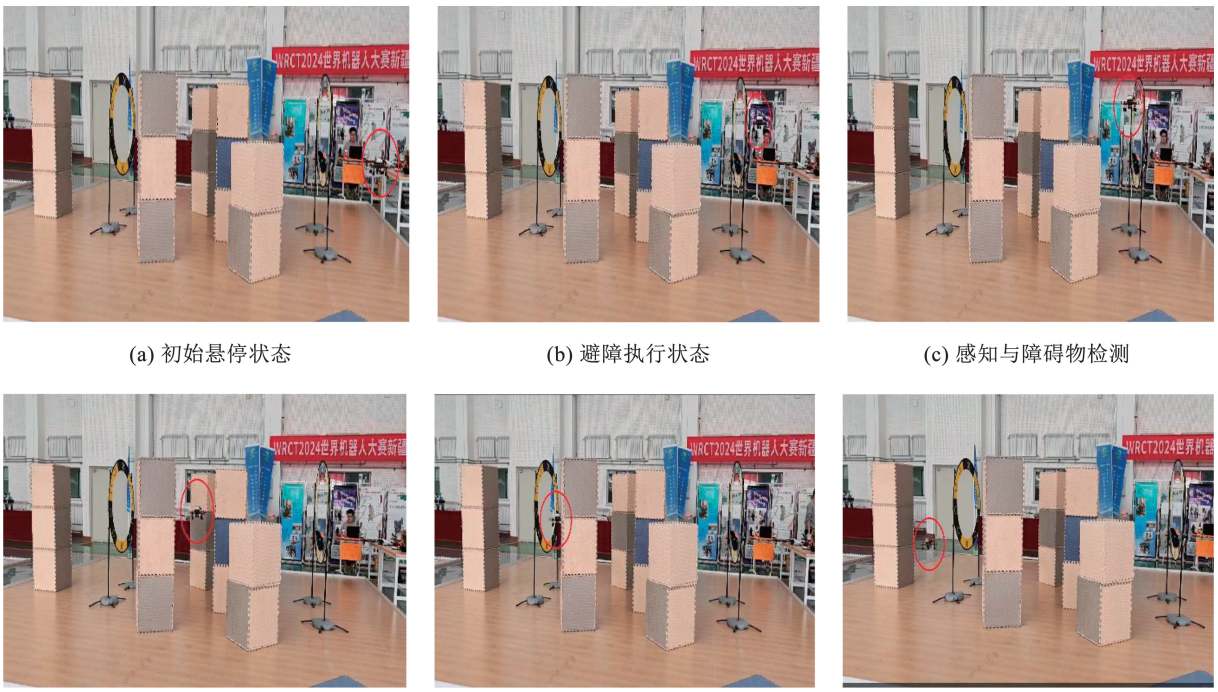
(a) T=1.2 s　　(b) T=1.8 s

(c) T=2.4 s　　(d) T=5.2 s

图 22　实体算法仿真实验图

Fig. 22　Simulation experiment diagram of physical algorithm

在第 2 组实验中,受实验资源与条件限制,针对单架无人机在静态环境中开展了算法仿真验证。如图 23 所示,真实场景下的避障试验过程如下:图 23(a)为无人机初始悬停状态,无人机上升至指定高度并悬停;激活避障算法后,图 23(b)~23(e)清晰地显示无人机检测到障碍物存在并启动避障流程;在运动过程中,无人机持续监测与障碍物的距离,在虚拟管道的约束安全半径内缓慢调整位姿,确保精准规避障碍物;该过程持续至无人机跨越虚拟管道约束半径内的障碍物后,缓慢移动至预设目标终点。通过实体仿真试验,验证了所设计算法能在静态环境中高效、可靠地实现避障,体现了算法的优越性。



(a) 初始悬停状态 (b) 避障执行状态 (c) 感知与障碍物检测

(d) 避障动作执行 (e) 避障动作执行 (f) 避障结束状态

图 23 复杂室内环境下无人机动态避障试验全过程

Fig. 23 Full process of dynamic obstacle avoidance test for unmanned aerial vehicle in complex indoor environment

3.4 实验 4:未知动态障碍环境下无人集群穿越虚拟管道实验仿真

在本次实验中,将 15 架无人飞行器投入复杂环境中进行虚拟管道穿越避障试验,测试算法在管道约束下大规模集群中的效果(图 24)。设置避碰扫描半径 $r_{cp}=1.6$ m,表现在图 24 中为多个 0.8 m 的灰球;新增管道壁约束半径 $r_{T_1}=0.8$ m,同灰球一致在图 24 中表现;设置方向引力增益系数 $\xi_{att}=2$,管道壁斥力系数 $\xi_{T_1}=6$,避碰斥力系数 $\xi_{rep}=6$;其他参数同表 2 一致。无人集群初始位置见表 3。未知动态障碍物初始位置、运动方向、运动速度,以及运动时间见表 4,仿真结果如图 24~27 和表 5 所示。表 5 中:D_d 为无人集群之间最小距离,D_s 为无人集群与管道壁之间最小距离,D_a 为无人集群与未知动态障碍物之间最小距离。

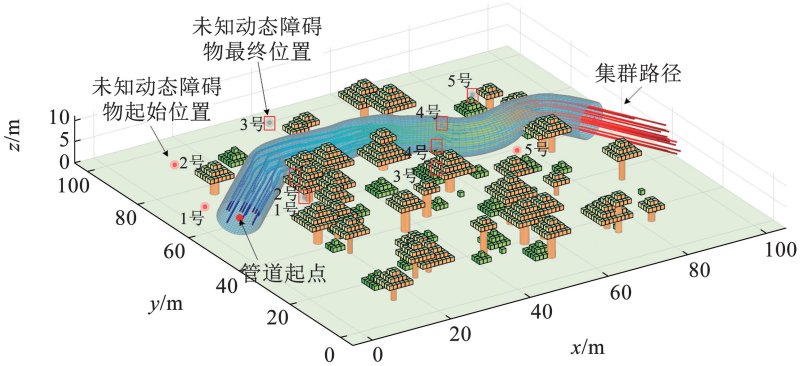


图 24 15 架无人飞行器穿越管道动态避障结果图

Fig. 24 Dynamic obstacle avoidance results of fifteen unmanned aerial vehicles crossing tubes

表 3　15 架无人机初始位置坐标

Tab. 3　Initial position coordinate of fifteen unmanned aerial vehicles

编号	初始坐标	编号	初始坐标	编号	初始坐标
1	$(4.53,54.53,3.00)^{\mathrm{T}}$	6	$(6.54,52.52,6.00)^{\mathrm{T}}$	11	$(8.39,58.39,2.70)^{\mathrm{T}}$
2	$(2.52,56.54,3.00)^{\mathrm{T}}$	7	$(6.40,56.40,4.50)^{\mathrm{T}}$	12	$(10.38,56.39,2.70)^{\mathrm{T}}$
3	$(6.54,52.52,3.00)^{\mathrm{T}}$	8	$(4.39,58.40,4.50)^{\mathrm{T}}$	13	$(6.37,60.49,6.30)^{\mathrm{T}}$
4	$(4.53,54.53,6.00)^{\mathrm{T}}$	9	$(8.40,54.39,4.50)^{\mathrm{T}}$	14	$(8.39,58.39,6.30)^{\mathrm{T}}$
5	$(2.52,56.54,6.00)^{\mathrm{T}}$	10	$(6.37,60.49,2.70)^{\mathrm{T}}$	15	$(10.38,56.39,6.30)^{\mathrm{T}}$

表 4　5 个动态障碍物具体参数

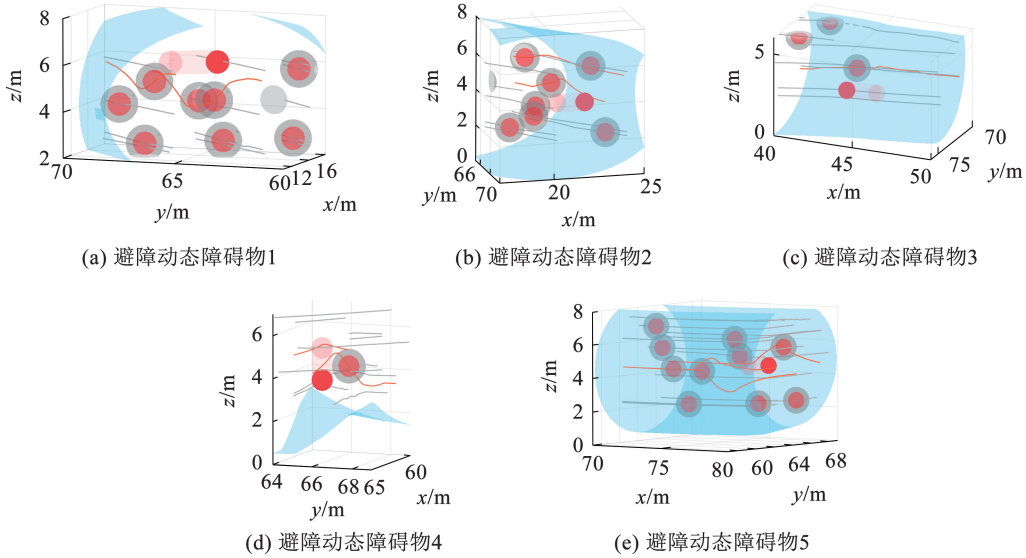
Tab. 4　Specific parameter of five dynamic obstacles

动态避障编号	动态障碍物起始坐标	动态障碍物移动方向	动态障碍物移动速度/(m·s^{-1})	移动时间/s
1	$(20.0,53.0,6.0)^{\mathrm{T}}$	$(-0.40,0.80,0)^{\mathrm{T}}$	2.0	[1.9,18.0]
2	$(27.0,68.0,3.5)^{\mathrm{T}}$	$(-0.80,-0.10,0)^{\mathrm{T}}$	1.5	[10.0,26.5]
3	$(33.0,87.0,7.0)^{\mathrm{T}}$	$(0.50,-0.60,-0.20)^{\mathrm{T}}$	2.0	[18.5,35.2]
4	$(63.0,65.0.7,0)^{\mathrm{T}}$	$(0,0,1.00)^{\mathrm{T}}$	1.5	[34.0,43.0]
5	$(80.0,80.0,4.5)^{\mathrm{T}}$	$(-0.25,-1.00,0)^{\mathrm{T}}$	1.7	[43.5,61.0]

图 24 为复杂环境中无人集群在虚拟管道的穿越结果图。图中彩线为不同时间点无人集群所在位置;彩线蓝色端为初始时间段对应的位置,管道起点为红色实心圆;彩线红色端为结尾时间段对应位置,管道终点为红色实心三角形;动态障碍物显示的大小包含了无人飞行器的膨胀半径,如图 24 中障碍物外透明红圈。从图 24 可以看出,时间节点末端为红色的彩线均在管道前端及中段出现,因此可以判断无人集群均成功穿越管道,无滞留现象。

为展示管道内动态避障的具体效果,将无人集群和障碍物膨胀半径显示为红色球,是不可相交的部分,表示安全范围,半径为 0.5 m;灰色球为互相避碰扫描范围 $r_{\mathrm{cp}}=1.6$ m 分担至每个无人飞行器的 0.8 m,同时也是管道壁的作用范围。

图 25 为图 24 中无人集群动态避障时刻的局部放大图,其主要描述无人集群面对突入管道的未知速度障碍物时的局部路线放大图。图 25 中:灰色线为无人集群的飞行轨迹,其对应图 24 中的彩线部分;橙色线为障碍物影响的轨迹线。



(a) 避障动态障碍物1　(b) 避障动态障碍物2　(c) 避障动态障碍物3

(d) 避障动态障碍物4　(e) 避障动态障碍物5

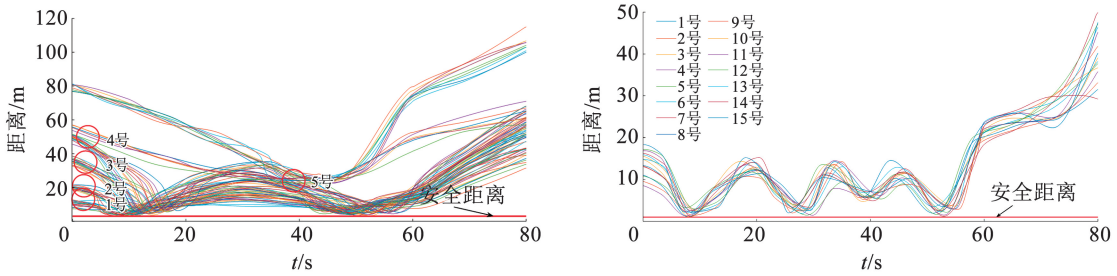
图 25　15 架无人飞行器穿越管道动态避障局部放大图

Fig. 25　Partial enlarged view of dynamic obstacle avoidance for fifteen unmanned aerial vehicles crossing tube

从图 24、25 可以看出,无人集群在避障过程中无互相碰撞和障碍物碰撞,且无越过管道边界行为,无人集群均能平稳有效地避开未知方向不同速度来袭的动态障碍物,由此可得本文设计的动态避障算

法在虚拟管道内是可行、有效的。

图 26 为多无人机集群在受限虚拟管道环境下执行穿越任务时,动态障碍物规避与集群内部避碰的实时距离变化规律。在 0 ~ 80 s 的整个任务周期内,所有无人机与动态障碍物的相对距离均严格大于 3 m 的安全阈值,15 架飞行器与最近障碍物最小相对距离保持在 1 m 以上。这一结果表明,所提出的分层避障算法能够准确预测动态障碍物的运动趋势,提前规划规避轨迹,且在最危险时刻仍留有充足的安全裕度,有效避免了碰撞事件的发生。



(a) 5个障碍物与无人集群的距离图 (b) 15架飞行器与最近障碍物距离图

图 26 15 架无人飞行器与未知动态障碍物的距离示意

Fig. 26 Schematic diagram of distance between fifteen unmanned aerial vehicles and unknown dynamic obstacles

图 27 为 15 架无人飞行器之间的最近距离,在整个飞行过程中,集群内任意两架无人机的间距均大于 1 m 的安全阈值。即使在动态避障引起的局部轨迹调整阶段,编队构型仍保持稳定,未发生机间碰撞或编队解体现象,验证了所提算法在多智能体协同控制与编队保持方面的鲁棒性。

从图 26、27,以及表 5 中的避障和避碰距离示意图中可以看出,动态障碍物与无人集群最小距离均大于规定的 1.00 m,说明无人飞行器与动态障碍物均未发生碰撞;且无人集群内部间距同样均大于 1.00 m,也均未发生碰撞,距离均在规定范围以外;无人集群与管道壁之间的直线距离同样均大于管道规定的安全范围 0.42 m,说明无人集群在穿越管道时均为安全通行。

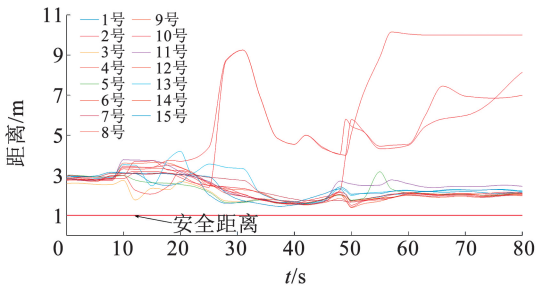


图 27 15 架无人飞行器之间的最近距离示意

Fig. 27 Schematic diagram of closest distance among fifteen unmanned aerial vehicles

表 5 无人机穿越管道最小距离

Tab. 5 Minimum distance for unmanned aerial vehicles crossing tubes

编号	D_d/m	D_s/m	D_a/m	编号	D_d/m	D_s/m	D_a/m	编号	D_d/m	D_s/m	D_a/m
1	1.70	1.08	2.59	6	1.35	0.57	2.26	11	2.82	1.35	1.24
2	1.44	0.72	2.89	7	1.47	2.46	1.97	12	1.24	0.55	1.42
3	1.24	0.65	1.60	8	1.31	0.79	1.22	13	1.31	0.79	1.59
4	1.30	0.78	1.57	9	1.32	0.57	1.37	14	1.30	1.55	2.51
5	1.32	0.78	1.52	10	1.41	0.79	2.69	15	1.32	0.42	2.42

为进一步分析动态避障过程对虚拟管道通行效率的影响,统计了 15 架无人机在无动态障碍物和有动态障碍物两种场景下的平均速度、平均到达时间、平均路径长度、速度损失率,以及安全间隔相关指标,结果见表 6。从表 6 可以看出,在引入动态障碍物后,集群平均速度由 0.82 m/s 下降至 0.77 m/s,降幅为 6.10%;平均到达时间由 120.3 s 增加至 128.5 s,增幅为 6.82%;平均路径长度由 99.1 m 增加至 102.4 m,增幅为 3.33%。这表明无人机在动态障碍物干扰下会产生一定程度的短时减速和局部绕行,但整体效率损失仍处于可接受范围内。与此同时,最小动态障碍物距离保持在 1.29 m,最小机间距离和最小管壁距离分别为 1.46 m 和 0.84 m,说明所提方法在保证无人机与动态障碍物、集群成员,以及虚拟管道边界之间安全间隔的同时,仍能维持较好的管道通行效率。综上所述,所提算法并未以显著牺牲通行效率为代价换取安全性,而是在安全性与通行效率之间实现了较好的平衡。

表 6　15 架无人机虚拟管道穿越效率指标

Tab. 6　Efficiency indicators of fifteen unmanned aerial vehicles traversing virtual tube

指标	平均速度/($m \cdot s^{-1}$)	平均到达时间/s	平均路径长度/m	速度损失率/%	最小动态障碍物距离/m	最小机间距离/m	最小管壁距离/m
无动态障碍物	0.82	120.30	99.10			1.55	0.90
有动态障碍物	0.77	128.50	102.40	6.10	1.29	1.46	0.84
变化率/%	-6.10	+6.82	+3.33			-5.81	-6.67

需要注意的是,本文所采用的三维质点模型主要用于无人机局部避障规划层,其输出结果为满足速度、加速度,以及安全距离约束的参考轨迹,而非直接控制无人机姿态或电机转速。在实际应用中,底层飞控系统可根据该参考轨迹完成姿态稳定与轨迹跟踪。为保证规划结果具备工程可执行性,本文在动态窗口采样过程中加入了速度上限、加速度上限,以及偏航角速度约束,并通过多类动态障碍物仿真和实体试验对算法的避障效果进行验证。实验结果表明,在给定运动约束范围内,所提方法能够生成连续、平滑且满足安全距离要求的避障轨迹,说明该简化模型可用于局部避障规划层的实际应用验证。

4　结　论

1)对 DWA、VO 算法经典二维避障算法完成了三维空间扩展,结合虚拟管道弹性区域的势场特性设计了管道通行功能,为三维空间内无人机集群的避障方向选择提供了新的维度;同时基于不同避障对象的运动特性,划分了分级安全避障区域并制定了对应的避障判断策略,为虚拟管道内的无人机避障决策提供了标准化的约束框架。

2)设计了虚拟定位预测(VLP)算法,通过对动态障碍物未来时域内的运动轨迹进行预测与不可通行区域划定,实现了碰撞风险的提前预判,有效规避了非必要的避障行为;同时融合 DWA 算法的动态约束与 VO 算法的碰撞风险预判优势,构建了安全合理的速度选择空间,实现了无人机避障效率与安全性的协同提升。

3)在 7 种不同方向逼近的动态障碍物场景中完成了仿真对比实验,结果表明所提算法相较于传统 DWA、APF、IDWA、IAPF 等算法,可有效避免局部最优问题与碰撞风险,同时生成的避障轨迹具备更优的平滑性;在 15 架无人机集群的虚拟管道穿越场景中,算法可保障无人机集群无碰撞、无管道越界完成动态避障,无人机与动态障碍物、集群内部、管道壁的最小距离均满足预设安全阈值要求。

4)实体仿真试验结果表明,所提算法可在真实静态环境中高效、可靠地完成无人机避障路径规划。在动态障碍物场景中,无人机可在 1.2 s 内识别障碍物并启动避障流程,5.2 s 内完成精准避障,具备良好的实时性与工程适配性。

参考文献

[1]钱志鸿, 王义君. 低空经济赋能者:智能无人机技术体系综述与展望[J]. 电子与信息学报, 2026, 48(1):1
Qian Zhihong, Wang Yijun. Intelligent unmanned aerial vehicles for low-altitude economy: a review of the technology framework and future prospects [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2026, 48(1): 1. DOI:10.11999/JEIT251246

[2]代沛,刘小刚,徐远思,等. 无线充电机库-无人机系统的时空路径规划[J/OL]. 哈尔滨工业大学学报. 2026-03-20. https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260320.1407.005
Dai Pei, Liu Xiaogang, Xu Yuansi, et al. Spatiotemporal path planning for wireless charging hangar-UAV systems[J/OL]. Journal of Harbin Institute of Technology. 2026-03-20. https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260320.1407.005

[3]邓健, 张洪海, 华明壮, 等. MODDPG-NSGA2 双层架构:面向动态场景的物流无人机多目标优化方法[J]. 工程科学学报, 2025, 47(12): 2510
Deng Jian, Zhang Honghai, Hu Mingzhuang, et al. Key technologies for logistics UAV routing based on a dual-layer MODDPG-NSGA2 architecture[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(12): 2510. DOI:10.13374/j.issn2095-9389.2025.04.28.002

[4]朱润泽, 赵静, 陆宁云, 等. 多障碍场景下基于多策略进化机制的无人机三维路径规划[J]. 自动化学报, 2026, 52(2):335
Zhu Runze, Zhao Jing, Lu Ningyun, et al. Multi-strategy evolutionary mechanism for UAV 3D path planning in multi-obstacle environments [J]. Acta Automatica Sinica, 2026, 52(2):335. DOI:10.16383/j.aas.c250319

[5]Donmuen M, Suntinac A, Arunyanart S. A multi-period optimization model for hydroponic crop planning and scheduling in a centralized supply chain[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 297: 129362. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.129362

[6]Qian Jiachen, Wang Jue, Li Xiao, et al. UAV-MIMO under wobbling: a comparative analysis of centralized and distributed implementations [J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(8): 6825. DOI:10.1109/TCOMM.2025.3535886

[7]Hu Gang, He Peidong, Abdel Salam M, et al. A novel framework for 4D UAV swarm path planning [J]. Applied Mathematical Modelling, 2026, 150: 116383. DOI:10.1016/j.apm.2025.116383

[8]Darlan D, Ajani O S, Mallipeddi R. Evolutionary algorithm with

domain-specific operators for UAV path planning[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2026, 101: 102267. DOI: 10.1016/j.swevo.2025.102267

[9] Gao Jiajing, Zhao Jianyi, Zhao Zheng, et al. Cooperative game based heterogeneous tasks planning for UAV swarms in edge environments[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2025, 197: 104065. DOI:10.1016/j.tre.2025.104065

[10] 巫茜, 罗金彪, 顾晓群, 等. 基于改进 PSO 的无人机三维航迹规划优化算法[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(8): 233
Wu Qian, Luo Jinbiao, Gu Xiaoqun, et al. Optimization algorithm for UAV 3D track planning based on improved PSO method[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(8): 233. DOI: 10.11809/bqzbgcxb2021.08.037

[11] 王祝, 张振鹏, 张梦通, 等. 安全走廊约束的无人机轨迹序列凸优化方法[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(1):134
Wang Zhu, Zhang Zhenpeng, Zhang Mengtong, et al. Sequential convex programming using safe flight corridor for trajectory planning of UAVs[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(1): 134. DOI:10.16182/j.issn1004731x.joss.23-1026

[12] Liu Yanli, Wang Yuting, Zhang Heng, et al. Geometric constraints and semantic optimization SLAM algorithm for dynamic scenarios[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 31864. DOI:10.1038/s41598-025-16714-x

[13] Ahmed Shaban A, Ibrahim I M. Swarm intelligence algorithms: a survey of modifications and applications[J]. International Journal of Scientific World, 2025, 11(1):59. DOI:10.14419/vhckcq86

[14] 李侍阳, 朱晓荣. 面向感知与 AI 协同任务的无人机巡检多维资源联合优化算法[J]. 电子与信息学报, 2026, 48(5): 2166
Li Shiyang, Zhu Xiaorong. Multi-dimensional resource joint optimization algorithm for UAV inspection of collaborative tasks of perception and AI[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2026, 48(5): 2166. DOI:10.11999/JEIT251284

[15] Liang Zhaoyin, Wen Wenxin, Liu Xing. Improved PID-based search algorithm for UAV 3D path planning[C]// 2024 IEEE 7th International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE). Dalian: IEEE, 2024: 463. DOI: 10.1109/ICISCAE62304.2024.10761660

[16] Gao Yan, Bai Chenggang, Zhang Lei, et al. Multi-UAV cooperative target encirclement within an annular virtual tube[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 128: 107800. DOI: 10.1016/j.ast.2022.107800

[17] Mao Pengda, Fu Rao, Quan Quan. Optimal virtual tube planning and control for swarm robotics[J]. International Journal of Robotics Research, 2024, 43(5): 602. DOI:10.1177/02783649231210012

[18] Lv Shuli, Mao Pengda, Quan Quan. Mean-field based time-optimal spatial iterative learning within a virtual tube[J]. IEEE Control Systems Letters, 2024, 8: 2021. DOI: 10.1109/LCSYS.2024.3425331

[19] 肖士博,齐国元,邓嘉豪,等. 无人机集群曲线虚拟管道空间满足规划[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(10): 3528
Xiao Shibo, Qi Guoyuan, Deng Jiahao, et al. Space satisfaction planning for curved virtual tube of unmanned aerial vehicle swarm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(10): 3528. DOI:10.12305/j.issn.1001-506X.2024.10.29

[20] Rao Kai, Yan Huaicheng, Zhang Runfeng, et al. Gradient-based online regular virtual tube generation for UAV swarms in dynamic fire scenarios[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(12): 14204. DOI:10.1109/TII.2024.3441657

[21] 吴尹菲,李新凯,张宏立,等. 基于弹性面域特性的虚拟管道优化与设计[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(11):3862
Wu Yinfei, Li Xinkai, Zhang Hongli, et al. Optimization and design of virtual tube based on elastic area characteristics[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(11): 3862. DOI: 10.12305/j.issn.1001-506X.2024.11.28

[22] Zhang Xiwen, Zhao Shanghong, Wang Yuan, et al. 3-D trajectory optimization for UAV-assisted hybrid FSO/RF network with moving obstacles[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 1692. DOI: 10.1109/TAES.2024.3462685

[23] Fiorini P, Shiller Z. Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles[J]. The International Journal of Robotics Research, 1998, 17(7): 760. DOI:10.1177/027836499801700706

[24] Yang Zhenjian, Li Ning, Zhang Yunjie, et al. Mobile robot path planning based on improved particle swarm optimization and improved dynamic window approach[J]. Journal of Robotics, 2023, 2023(1): 6619841. DOI:10.1155/2023/6619841

[25] Zhang Pengfei, He Yin, Wang Zhongliu, et al. Research on multi-UAV obstacle avoidance with optimal consensus control and improved APF[J]. Drones, 2024, 8(6):248. DOI: 10.3390/drones8060248

(编辑 张 红)