

基于动态风险场的多无人机路径规划与协作

苟明¹, 芦维宁², 唐凯³, 张建平^{4*}

(1.北京信息科技大学 机电工程学院·北京·100192;

2.清华大学 北京信息科学与技术国家研究中心·北京·100084;

3.西南交通大学 交通运输与物流学院·成都·610031)

摘要:在复杂动态环境中,多无人机协作任务面临路径规划复杂、路径冲突频发和实时性不足等关键问题的挑战。针对这些问题,本文提出了一种基于动态风险场的多无人机路径规划与协作机制。通过构建考虑无人机速度、方向以及其他各项因子的动态风险传播模型,实时更新风险场,指导无人机路径规划。同时,通过本文设计的一种动态优先级调整机制,结合路径共享策略,优化任务分配与路径规避效率。此外,提出了分层动态规划策略,将全局路径规划与局部路径优化相结合,兼顾规划精度与实时响应能力。仿真实验表明,该方法在动态环境中能够准确描述无人机冲突风险变化,能够满足任务协作效率和路径规划的实时性与安全性的要求。

关键词: 动态风险场; 多无人机协作; 飞行冲突解脱; 实时路径优化; 风险场理论; 分层动态规划

中图分类号: V249.1

文献标志码: A

文章编号:

Multi-UAV Path Planning and Coordination Mechanism Based on Dynamic Risk Fields

GOU Ming¹, LU Weining², TANG Kai³, ZHANG Jianping^{4*}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192;

2. Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084;

3. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031)

Abstract: In complex dynamic environments, multi-unmanned aerial vehicle (UAV) cooperative tasks encounter significant challenges, including complex path planning, frequent path conflicts, and insufficient real-time responsiveness. To address these issues, this paper presents a multi-UAV path planning and coordination mechanism based on dynamic risk fields. A dynamic risk propagation model is constructed by considering factors such as UAV speed, flight direction, and turning costs, allowing the risk field to be updated in real-time to guide path planning. A dynamic priority adjustment mechanism is proposed, combining path-sharing strategies with layered dynamic planning to integrate global path planning and local path optimization. This approach achieves a balance between planning accuracy and real-time responsiveness. Simulation results show that the proposed method can accurately capture the changes in UAV conflict risks in dynamic environments, reduces path conflicts, and improves the efficiency, real-time performance, and safety of multi-UAV coordination and path planning.

Keywords: dynamic risk field; multi-UAV cooperation; flight conflict resolution; real-time path optimization; risk field theory; layered dynamic planning

0 引言

多无人机在复杂动态环境中路径规划与协作机制的研究逐渐成为热点领域。这一问题的核心在于,如何在保障无人机高效执行任务的同时,最大程度地降低飞行过程中的安全风险。针对这一挑战,将风险评估与路径规划深度集成的方法应运而生,其通过建立动态风险模型与协作策略,能够显著提升无人机的操作安全性和任务效率^[1]。近年来,一种基于综合风险成本的无人机路径规划模型通过融合多种风险因素,优化无人机的飞行路径,最大程度地降低运行风险,提升可靠性^[1]。与此同时,分布式控制策略具备克服通信困难和集中控制局限的潜力^[2],通过利用无人机机载传感器的视野与感应半径,有效应对复杂环境中的路径规划需求^[3]。

在无人机路径规划方向的研究可以分为三类方法:基于几何、启发式搜索和优化求解^[4]。基于几何的方法是利用样条曲线、多项式曲线和贝塞尔曲线等参数化模型生成路径,通过调整曲线的初始和目标状态参数,快速生成满足基本约束的平滑路径。K. Chu等人^[5]提出了一种换道路径规划方法,能够在保证曲率连续性的同时,提升规划路径的平稳性和安全性。基于启发式的方法被广泛应用于动态环境下的路径搜索任务。A算法以其全局搜索能力保证路径的可行性,而RRT算法通过随机采样快速扩展搜索树,实现高效路径

规划^{[6][7]}。基于优化的方法在无人机路径规划中的应用,通过构建优化目标函数和约束条件,结合模型预测控制、动态窗口法等方法,可生成动态环境中全局最优的规划路径^{[8][9][10]}。

尽管如此,传统路径规划方法仍存在显著局限性,具体问题包括:(1) 动态威胁建模不足:传统方法(如 A* 算法和 RRT 算法)通常基于静态环境假设,难以实时感知和建模动态威胁(如移动障碍物),导致路径规划无法适应环境变化;(2) 路径冲突规避能力有限:人工势场法(APF)等方法在多无人机场景中易陷入局部极值,难以有效规避无人机间的路径冲突,尤其在密集空域中冲突频发;(3) 实时性与协作效率难以兼顾:A* 算法需频繁重规划以应对动态变化,计算开销大,实时性不足,而分布式方法虽提升了实时性,但缺乏全局协作效率;(4) 全局规划与局部优化不协调:传统方法(如 APF 和 RRT)在全局路径规划和局部动态调整之间缺乏有效协调,导致路径规划无法同时满足全局最优性和局部适应性^[11]。在全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite Systems,GNSS)受限环境中,协作策略能够提升任务完成能力,而在开阔天空下,无人机可作为独立系统运行^[12]。同时,以遥感操作为重点的多无人机系统的通信、控制和导航算法,通过动态调节无人机的姿态,解决了多区域覆盖轨迹规划任务^[13]。此外,基于三维概率路线图的路径规划方法,在城市紧急任务中表现出良好的适应性^[14]。基于概率几何方法的检测与规避系统,可以使无人机在绕过复杂禁飞区的同时,规避多个移动障碍物^[15]。此外,仿生神经网络结合改进的优化技术,可进一步提高无人机在三维空间中的路径规划效果^[16]。

为了解决上述问题,将动态风险场集成到多无人机路径规划系统中已成为重要的研究方向。通过动态更新风险场,系统能够实时适应环境变化与潜在威胁。在多无人机协作机制方面,分布式控制策略尤为重要。该机制使无人机能够在通信受限或中断情况下独立运行,同时协调其行动以实现全局任务目标^[17]。综合来看,将动态风险场与多无人机路径规划和协作机制相结合,不仅能够显著降低飞行风险,还可提升系统的任务执行效率和环境适应能力。尽管已有研究取得了一定进展,但在复杂动态环境下,多无人机路径规划与协作问题仍面临以下挑战:其一,动态威胁的建模不足;其二,路径冲突规避能力有限;其三,实时性与协作效率难以兼顾;其四,全局规划与局部优化不协调。

为了解决这些问题,本文提出了一种基于动态风险场的多无人机路径规划与协作机制。该方法通过构建动态风险场,为路径规划提供准确的风险区域。同时,本文设计了一种动态优先级调整机制,灵活优化路径规划顺序,减少路径冲突。此外,本文提出的分层动态规划策略,将全局路径规划与局部路径优化相结合,在动态环境中兼顾路径规划的全局性与实时性。最后,通过路径共享机制,实现多无人机间的风险信息共享,进一步优化协作效率。

1 基于风险场的动态运动规划框架

在多无人机协同任务中,动态环境的不确定性和无人机间的潜在冲突对路径规划提出了严峻挑战。传统的路径规划方法,如A算法、快速随机树(Rapidly-exploring Random Tree, RRT)算法和人工势场法(APF),在静态场景下表现良好,但在密集冲突和动态风险场景中往往无法有效应对。例如,A算法依赖网格搜索,难以适应动态变化;RRT算法虽能快速生成路径,但对动态障碍的响应较慢;APF易陷入局部极值,影响任务成功率。为此,本文提出了一种基于风险场的动态运动规划框架(Risk-Based Dynamic Motion Planning Framework, RBDMPF),通过整合动态风险传播模型、多无人机协作机制和分层动态规划策略,实现多无人机在复杂环境下的高效、安全路径规划。该框架以风险场为核心,构建了一个实时感知、协作协调和动态优化的闭环系统,能够显著提升任务成功率和环境适应性。

RBDMPF的核心设计理念是将动态环境风险建模为实时更新的风险场,并以此驱动多无人机的协同行为和路径优化。动态风险传播模型(Dynamic Risk Propagation Model, DRPM)通过网格化的风险场量化环境威胁,基于无人机位置、速度和潜在冲突实时更新,为后续模块提供感知基础。多无人机协作机制(Multi-UAV Coordination Mechanism, MUCM)利用风险场数据,通过优先级分配和冲突解决协调无人机行为,确保群体效率和安全性。分层动态规划策略(Hierarchical Dynamic Planning Strategy, HDPS)则结合全局路径规划和局部路径优化,根据风险和协作信息动态调整路径,适应环境变化。三大模块通过闭环交互形成系统级协同:DRPM输出风险分布,MUCM调整无人机状态,HDPS生成优化路径,反馈至DRPM更

新风险场。

该框架的系统级交互关系体现了模块间的逻辑关联性和相互支撑特性。DRPM通过数学模型更新风险场，为MUCM的优先级计算和冲突检测提供依据。MUCM的协作结果（如速度调整）为HDPS提供输入，确保路径规划的可执行性，而HDPS的路径优化通过成本函数最小化风险和距离，执行后更新无人机位置，反馈至DRPM。这种闭环机制解决了传统方法在动态场景下的局限性，如A*的静态性或人工势场法的局部极值问题。

RBDMPF的优势在于其实时性、协同性和适应性。图1展示了RBDMPF的算法框架，详细呈现了模块间的交互流程和数据流向。该框架不仅为多无人机协同任务提供了理论支持，也为实际应用场景（如密集空域管理）奠定了基础。

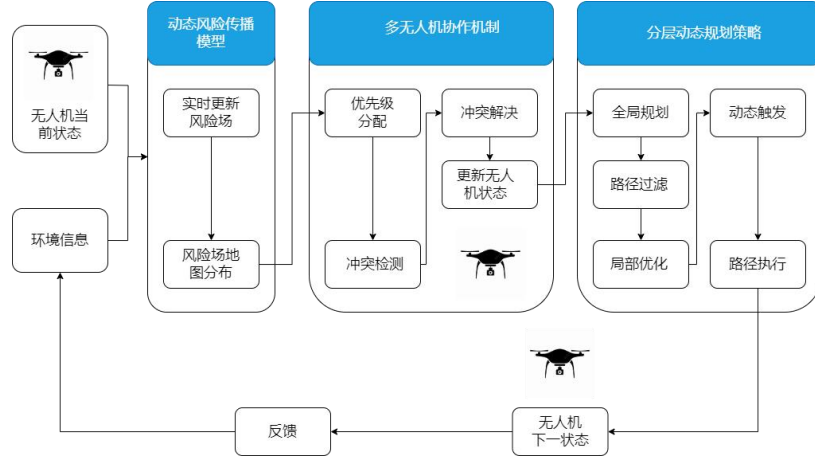


图1 基于风险场的动态运动规划框架流程图

Fig. 1 Flowchart of the Risk-Based Dynamic Motion Planning Framework (RBDMPF)

RBDMPF 的计算复杂度主要受动态风险场更新和更新频率影响。假设规划区域划分为 N 个网格单元，DRPM 单次风险场更新需遍历所有网格单元，计算各无人机对网格的风险贡献，复杂度为 $O(N)$ 。对于 M 架无人机，总更新复杂度为 $O(M \cdot N)$ 。MUCM 的优先级分配基于风险值和目标距离计算，需遍历所有无人机，复杂度为 $O(M)$ ；冲突检测需检查所有无人机对之间的距离，复杂度为 $O(M^2)$ 。HDPS 的分层规划包括全局路径规划和局部路径优化：全局规划基于网格单元生成初始路径，复杂度为 $O(N)$ ；局部优化对路段进行调整，复杂度为 $O(K)$ ，其中 K 为路径点数，因此 HDPS 总复杂度近似为 $O(N)$ 。RBDMPF 单次迭代的总体复杂度为 $O(MN + M^2 + N)$ 。由于 M 通常远小于 N ，总体复杂度可近似为 $O(N)$ 。

相比之下，A* 算法基于网格搜索，需在 N 个网格单元中寻找最优路径，复杂度为 $O(N \log N)$ 。在动态环境下，A* 需频繁重规划，计算开销较大。APF 的复杂度主要由势场计算决定，单次势场更新需遍历 M 架无人机和 N 个网格单元，复杂度为 $O(M \cdot N)$ ，但其路径生成需多次迭代，实际负担较重。RBDMPF 通过高效的风险场更新和分层优化设计，显著降低了计算负担。

RBDMPF 与传统路径规划方法的对比进一步突出了其优劣势。相较于 A* 算法，RBDMPF 通过动态风险场和分层规划实现了实时适应性，克服了 A* 在动态场景下需频繁重规划的局限性，同时计算复杂度从 $O(N \log N)$ 降低至 $O(N)$ ，更适合动态环境。相较于 RRT 算法，RBDMPF 的风险场感知和协作机制能够更快速地响应动态障碍，而 RRT 虽生成路径较快，但缺乏群体协调性，易导致冲突。APF 的局部极值问题在 RBDMPF 中通过分层优化和风险场引导得以缓解，同时 RBDMPF 的闭环设计增强了无人机的协同性。总体而言，RBDMPF 在实时性、适应性和协同性方面均优于传统方法，实验结果也验证了其在任务成功率和冲突次数上的优势。

2 动态风险传播模型

2.1 模型设计目标

随着无人机应用场景的不断扩展，飞行安全问题成为亟待解决的核心挑战。在动态环境中，无人机的

飞行安全不仅受到固定障碍物的影响，还会受到移动威胁源的显著影响。为此，本章提出一种动态风险传播模型，在动态风险传播模型的设计遵循以下三项核心原则：

实时性：风险场需随障碍物及威胁源的动态变化进行实时更新。

多维度综合描述：风险场需综合考虑多种动态因素。

数学精确性与可计算性：模型需能够清晰定义风险场的计算方法，确保其适合实时路径规划的需求。

2.2 动态风险场建模

在动态风险场中， $R_{dynamic}(x, y, t)$ 是描述动态环境中威胁源对某点 (x, y) 在时间 t 的风险影响的核心指标。其数学定义为多个影响因子的叠加，用于量化无人机在复杂环境中的潜在威胁。动态风险场的建模综合考虑了距离衰减、方向性影响、速度增益和转弯代价等因素。其数学定义如下：

$$R_{dynamic}(x, y, t) = A e^{-\alpha d} S(v) T(\phi) D(\theta) \quad (1)$$

式中： A 表示威胁源的初始风险强度。 $e^{-\alpha d}$ 、 $S(v)$ 、 $T(\phi)$ 、 $D(\theta)$ 分别表示距离衰减项、方向性影响项、速度增益项和转弯代价项。以下逐一推导并解释各分量的定义及物理意义。

距离衰减项 $e^{-\alpha d}$ 描述风险随距离的衰减特性。其中， d 表示无人机与邻近区域之间的欧氏距离， α 是风险衰减速率的参数。其物理意义为控制风险随距离的衰减速度。 α 越大，风险在远距离区域的影响越小，路径优化更倾向于避开近距离威胁。本研究中 α 设定为 1.0，基于无人机安全距离和速度的经验值，确保风险场覆盖范围适中。

方向性影响项 $D(\theta)$ 描述威胁源对不同方向的风险分布差异，定义为：

$$D(\theta) = \epsilon + (1 - \epsilon) \frac{1 + \cos(\theta)}{2} \quad (2)$$

式中： θ 为无人机飞行方向与邻近威胁区域方向的夹角， ϵ 为后方基础风险值（ $0 < \epsilon < 1$ ），设定为 0.3。后方基础风险值 ϵ 表示无人机后方（ $\theta = 180^\circ$ ）的最小风险基准。 $D(\theta)$ 刻画了方向性影响，当 $\theta = 0^\circ$ （威胁在前方）时风险最大， $\theta = 180^\circ$ 时风险最小。其物理意义为方向性风险的下限，其值基于无人机感知特性（前方感知更敏感）设定。 ϵ 的设定基于无人机感知范围，通过调整 ϵ ，可控制方向性风险的敏感度，值越大，方向性对风险的影响越显著。

速度增益项 $S(v)$ 描述无人机的速度对动态风险的增幅影响，其定义为：

$$S(v) = 1 + \eta |v| \quad (3)$$

式中： v 为无人机的飞行速度， η 是速度增益系数。 η 的物理意义为速度对风险的增幅比例，较高的速度会显著增加动态风险，因为高速运动可能导致更短的反应时间和更高的碰撞概率。 $\eta=0.2$ 的设定基于无人机的典型速度范围，确保速度增益对风险的贡献适中，避免过高的风险放大。

$$T(\phi) = 1 + \kappa |\Delta\phi| \quad (4)$$

式中： $\Delta\phi$ 为无人机当前的转弯角度变化量， κ 为转弯代价系数。 κ 的物理意义为转弯对风险的惩罚程度，急转弯（ $|\Delta\phi|$ 较大）会显著提高风险，因为转弯可能导致稳定性下降和路径偏离。 $\kappa=0.3$ 的设定基于无人机的转弯能力，确保转弯代价对风险的贡献合理。

图 2 展示了不同运动因子对风险值的影响示意图，具体包括：(a) 参考速度无转向场景下的风险值，反映速度对风险的基准影响；(b) 仅加速场景下的风险值，突出 η 的增幅效应；(c) 仅减速场景下的风险值，展示速度降低对风险的缓解；(d) 仅转向场景下的风险值，体现 κ 的作用；(e) 加速和转向场景下的风险值，分析速度和转弯的叠加效应；(f) 减速和转向场景下的风险值，探讨减速对转弯风险的调节作用。这些示意图验证了各因子对动态风险场的独立和协同影响，为后续路径优化提供了理论依据。

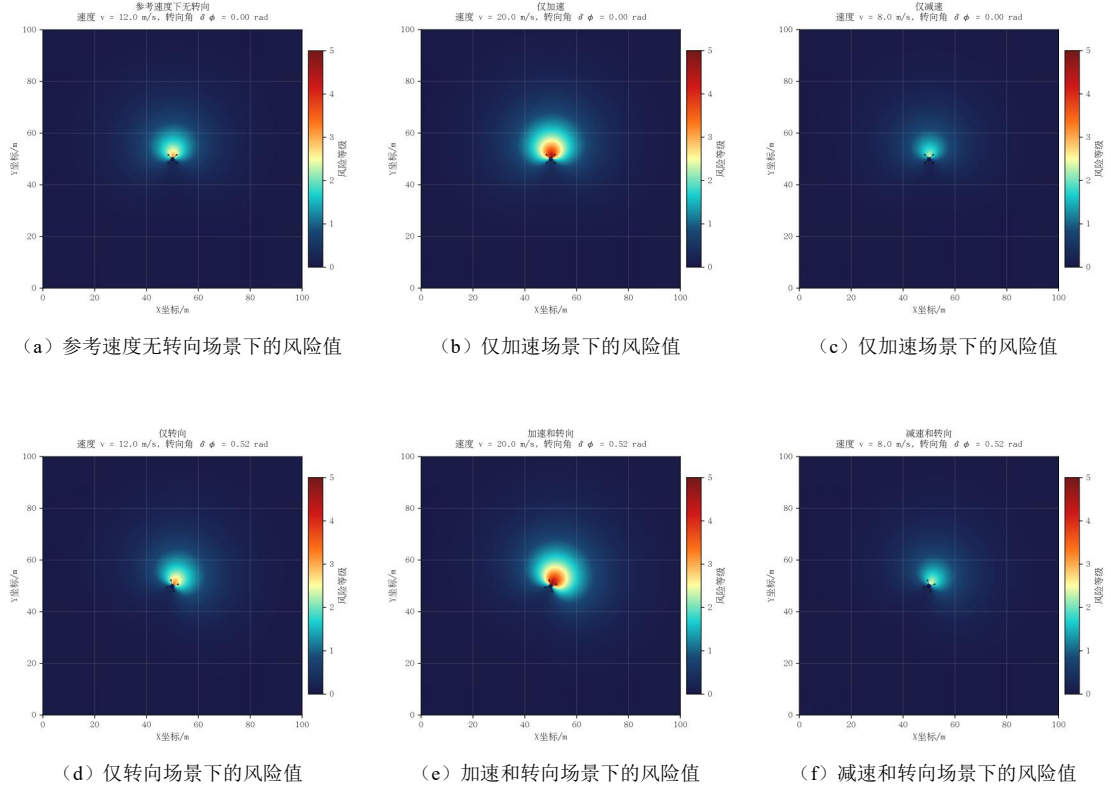


图 2 风险场中不同运动因子对风险值的影响示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of the Impact of Different Motion Factors on Risk Values in the Risk Field

在实际环境中，无人机往往同时面临多个无人机 $\{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 的共同作用。假设各无人机对风险的影响独立且可叠加，总动态风险场可表示为各单一威胁源风险场的累加：

$$R_{dynamic,total}(x, y, t) = \sum_{i=1}^n R_{dynamic,i}(x, y, t) \quad (5)$$

动态风险场的时空演化特性体现在威胁源位置随时间的变化中。假设无人机 i 的位置和运动状态符合以下公式：

$$p_i(t + \Delta t) = p_i(t) + v_i(t)\Delta t + \frac{1}{2}a_i(t)(\Delta t)^2 \quad (6)$$

式中： p_i 为无人机 i 在时间 t 的位置； $v_i(t)$ 为无人机 i 的速度； $a_i(t)$ 为无人机 i 的加速度； Δt 为时间步长。

无人机位置的变化直接影响其对环境中其他点的风险值，使得风险场呈现动态变化的特性。这种时空演化特性能够反映无人机飞行环境的复杂性。

3 多无人机协作机制

本章在动态风险传播模型的基础上，提出了多无人机协作机制，包括冲突检测与规避策略、动态优先级调整和路径共享机制，为多无人机的高效协作提供理论支持和技术保障。

3.1 冲突检测与规避

3.1.1 冲突检测

无人机之间的路径冲突是导致任务失败和资源浪费的重要原因，因此需要实时检测无人机之间的距离，及时发现潜在冲突。设第 i 架和第 j 架无人机的坐标分别为 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) ，两者之间的欧氏距离 d_{ij} 定义为：

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (7)$$

若 $d_{ij} < d_{safe}$ (d_{safe} 为预设的安全距离阈值)，则判定两架无人机之间发生冲突，此时需要触发冲突规避策略，动态调整无人机的飞行状态。

3.1.2 冲突规避策略

为有效规避路径冲突，本方案采用速度调整、方向调整和风险场更新三种策略，动态修正无人机的飞行状态。

通过调整无人机的速度延缓其到达冲突区域的时间，从而降低发生碰撞的概率。速度调整的数学表达为：

$$v_i^{new} = \begin{cases} v_i + \Delta v & , \text{若风险值较低} \\ v_i - \Delta v & , \text{若风险值较高} \\ v_i & , \text{若风险值最优} \end{cases} \quad (8)$$

式中： v_i 为第 i 架无人机的当前度； Δv 为速度调整量，由冲突严重程度动态设定； v_i^{new} 为调整后的速度。

$$v_{min} \leq v_i \leq v_{max} \quad (9)$$

式中： v_{min} 和 v_{max} 分别表示无人机的最低和最高速度。

当仅通过速度调整不足以解决冲突时，通过调整无人机的飞行方向避开冲突区域。方向调整公式为：

$$\phi_i^{new} = \phi_i + \Delta\phi \quad (10)$$

式中： ϕ_i 为当前飞行方向； $\Delta\phi$ 为方向调整量； ϕ_i^{new} 为调整后的飞行方向。

$$-\theta_{max} \leq \Delta\phi \leq \theta_{max} \quad (11)$$

式中： θ_{max} 为最大允许转弯角度。

当无人机之间会检测到会发生冲突时，会增大无人机之间区域的风险值来避免发生出冲突，同时其路径上的动态风险场需要实时更新。风险场的更新公式为：

$$R_{dynamic,new}(x, y, t) = R_{dynamic,old}(x, y, t) + \frac{\Delta R}{d_{ij}^2} \quad (12)$$

式中： $R_{dynamic,old}(x, y, t)$ 为上一时刻的风险场值； ΔR 为新增威胁的风险增量，反映调整后新增的风险； d_{ij}^2 为无人机与障碍物或冲突区域的距离平方。

3.2 优先级调整与路径共享机制

3.2.1 动态优先级调整

多无人机协作中的任务分配与路径选择需要动态调整优先级，以实现任务的高效完成。无人机的优先级 P_i 由以下公式定义：

$$P_i = w_1 \frac{1}{d_i} + w_2 \frac{1}{R_{path,i}} + w_3 v_i \quad (13)$$

式中： d_i 为第 i 架无人机与目标点的距离； v 为第 i 架无人机的当前速度； w_1, w_2, w_3 为优先级权重因子。 $R_{path,i}$ 为第 i 架无人机的路径累计风险值，风险越低优先级越高，具体的公式为：

$$R_{path,i} = \int_{t_0}^{t_1} R_{dynamic}(x, y, t) ds \quad (14)$$

3.2.2 路径共享机制

通过共享动态风险场信息，无人机之间可以互相提供路径规划参考，避免重复计算并优化整体路径分配。路径共享机制的更新公式为：

$$R_{dynamic,shared}(x, y, t) = R_{dynamic,old}(x, y, t) \cdot (1 - \lambda) \quad (15)$$

式中： $R_{dynamic,old}$ 为未共享路径的动态风险场值； λ 为风险场衰减因子； $R_{dynamic,shared}$ 为共享路径的修正风险值。 λ 的物理意义为控制共享路径对风险场的修正程度，值越小，共享路径的影响越弱，路径规划更倾向于独立计算；值越大，共享路径的影响越强，协作性更强但可能增加计算负担。本研究 $\lambda=0.2$ 的设定基于无人机通信范围和动态风险更新频率，确保共享信息对风险场的修正适中，同时避免过高的通信开销。

本文采用中心化控制方案实现路径共享机制，由中央协调单元负责收集和分发路径信息。在该方案中，中央协调单元定期收集所有无人机的位置、速度和路径信息，基于全局风险场 $R_{dynamic,total}(x, y, t)$ 计算共享路径的修正风险值 $R_{path,i}$ ，并广播至所有无人机。具体而言，中央协调单元首先整合所有无人机的路径数据，通过遍历任务区域内的网格单元更新全局风险场，随后将更新后的风险场信息分发给各无人机。中心化方案的优势在于全局信息一致性高，各无人机能够基于统一的全局风险场进行路径规划，特别适合任务区域较小、通信条件良好的场景。此外，中心化方案通过全局风险场优化了路径分配，能够有效减少无人机间的路径冲突，显著提升协作效率。

路径共享机制的核心目标在于降低计算冗余、提升协作效率、动态适应，为其他无人机提供更多路径选择空间，减少无人机间的信息冲突和重复计算，提升协作效率。中心化方案通过全局信息优化协作效率，为其他无人机减少信息冲突和重复计算，显著提升了多无人机协作效率。

4 分层动态规划策略

在复杂动态环境中，无人机路径规划面临全局任务需求和局部动态威胁的双重挑战。分层动态规划策略通过将路径规划分为全局路径规划和局部路径优化两个层次，既保证了全局任务的高效完成，又能适应局部威胁的动态变化。优化目标为最小化路径代价函数：

$$C_{all} = \beta C_{global} + \gamma C_{local} \quad (16)$$

式中： C_{all} 为路径代价函数； C_{global} 为全局路径代价函数； C_{local} 为局部路径代价函数； β 为全局风险权重； γ 为局部风险权重。

4.1 全局路径规划

全局路径规划的目标是为无人机提供从起始点到目标点的任务范围内指导路径，保证路径整体风险可控且满足任务需求。在路径规划中，采用基于网格划分的方法，将任务区域离散化为多个网格单元，并在网格内构建全局路径代价函数。

4.1.2 全局路径代价函数

全局路径代价函数 C_{global} 用于量化路径的全局风险，定义如下：

$$C_{global} = \sum_{i \in G} (1 + R_{avg,i}) \quad (17)$$

式中： G 为任务范围内的网格单元集合。 $R_{avg,g}$ 为网格单元 g 的平均风险值，其公式为：

$$R_{avg,g} = \frac{1}{n_g} \sum_{k=1}^{n_g} R_{dynamic}(x_k, y_k, t) \quad (18)$$

式中： n_g 为网格单元 g 内的采样点数， $R_{dynamic}(x_k, y_k, t)$ 为网格单元 g 中，采样点 (x_k, y_k) 在时间 t 的动态风险值。

全局路径代价函数的设计利用风险值的动态性，实时反映威胁源的分布及其对路径的影响。通过计算网格单元的平均风险，避免路径集中穿越单一高风险区域。通过网格划分实现任务区域的全局覆盖，保证路径规划的整体合理性。

4.2 局部路径优化

局部路径优化是在全局路径规划的基础上，针对动态环境变化调整无人机的具体飞行路径，以规避突发威胁并优化局部安全性。该过程以局部路径代价函数为核心，通过动态调整触发机制实时更新路径。

4.2.1 局部路径代价函数

局部路径代价函数 C_{local} 用于评估无人机在局部范围内的路径质量，其定义如下：

$$C_{local} = \int_{t_0}^{t_1} (1 + R_{dynamic}(x, y, t)) ds \quad (19)$$

式中： $R_{dynamic}(x, y, t)$ 为时间 t 时，无人机当前位置 (x, y) 的动态风险值。

局部路径优化通过积分路径上的风险值，选择一条局部低风险路径，规避突发威胁。结合动态风险传播模型实时更新局部路径，确保路径适应当前环境。

4.2.2 动态调整触发条件

局部路径优化的触发条件是无人机动态响应环境变化的关键设计。为此，引入触发代价变化 ΔC ，用于评估当前路径风险的变化幅度，其公式为：

$$\Delta C = \int_{t_0}^{t_1} (R_{dynamic,ncw}(x, y, t) - R_{dynamic,old}(x, y, t)) ds \quad (20)$$

式中： $R_{dynamic,ncw}(x, y, t)$ 为当前环境的动态风险值； $R_{dynamic,old}(x, y, t)$ 为上一时刻的动态风险值。

$$\Delta C > \Delta C_{threshold} \quad (21)$$

式中： $\Delta C_{threshold}$ 为设定阈值，当 ΔC 超过设定阈值时，表示当前路径已无法适应环境变化，需要触发局部路径优化。

5 仿真实验

为了验证改进冲突规避策略的有效性，本节通过仿真实验对提出的方法进行评估与分析。实验环境设置在二维平面区域内，在多无人机协作任务场景进行实验。具体实验场景设计如下：

多无人机协作场景当中的多个无人机同时执行任务，需避免相互碰撞，同时保持路径规划的优化性和任务效率

实验相关参数设置如表 1 和表 2 所示：

表 1 算法的主要相关参数

Tab. 1 Key Algorithm Parameters

参数名称	符号	取值
初始风险强度	A	1
风险衰减速率	α	0.5
后方基础风险值	ϵ	0.3
速度增益系数	η	0.2
转弯代价系数	κ	0.1
风险场衰减因子	λ	0.2
全局风险权重	β	0.7
局部风险权重	γ	0.3
动态调整触发阈值	$\Delta C_{\text{threshold}}$	0.5
动态风险更新频率	Δt	0.1s
安全距离阈值	d_{safe}	5m

表 2 无人机的主要性能参数

Tab. 2 Key UAV Performance Parameters

参数名称	符号	取值
无人机初始飞行速度	v_i	12m/s
无人机最大飞行速度	v_{min}	20m/s
无人机最小飞行速度	v_{max}	0.5m/s
速度调整量	Δv	0.5m/s
最大允许转弯角度	θ_{max}	30°

5.1 多任务场景实验分析

为了验证本文提出的基于动态风险场的多无人机路径规划与协作机制在不同场景下的有效性，本文针对多无人机在复杂任务环境中的冲突规避能力进行了仿真实验。本实验分别构建了逆向冲突、交叉冲突和同向冲突三种典型场景，以评估无人机在不同冲突情况下的动态规避能力及路径调整效果。

本实验采用开放空域环境，设定 3 架无人机执行自主飞行任务，每架无人机均需在确保安全的前提下，按照规划路径飞向目标点，同时避免潜在的碰撞风险。在对冲冲突场景中，无人机沿相对方向飞行，可能发生正面对冲；在交叉冲突场景中，无人机沿不同方向飞行，航线存在交叉点；在同向冲突场景中，无人机沿相似轨迹飞行，存在间距较近的潜在碰撞风险。仿真结果如图 1~图 3 所示。

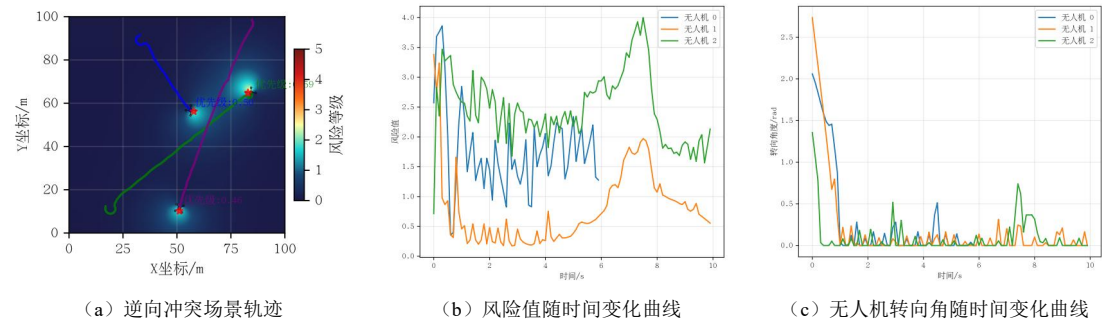


图 3 多无人机逆向航迹冲突解脱实验

Fig. 3 Multi-UAV Head-On Conflict Resolution Experiment

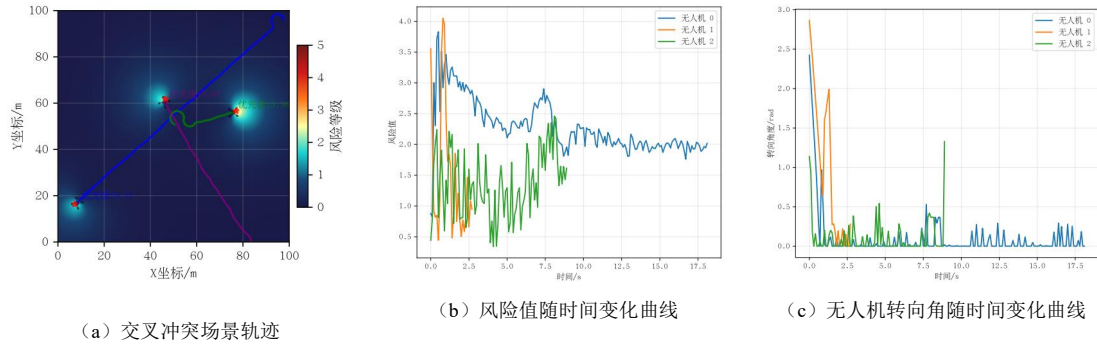


图 4 多无人机交叉航迹冲突解脱实验

Fig. 4 Multi-UAV Crossing Conflict Resolution Experiment

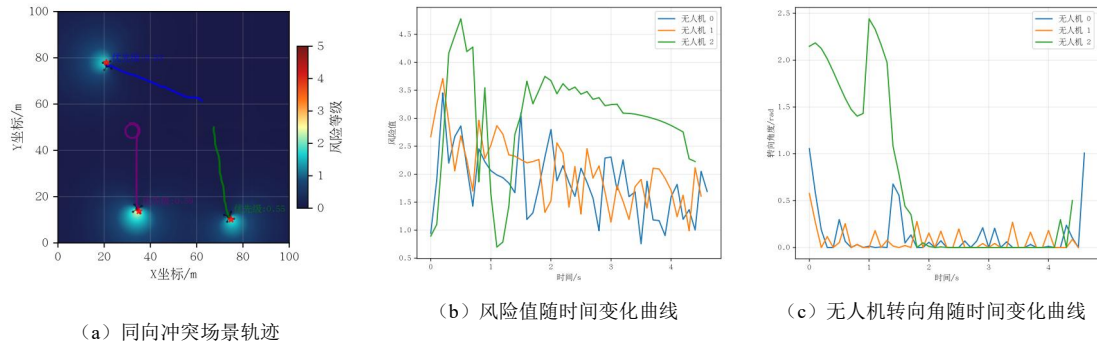


图 5 多无人机同向航迹冲突解脱实验

Fig. 5 Multi-UAV Parallel Conflict Resolution Experiment

在图 1 所示逆向冲突场景中，无人机初始路径存在直接碰撞风险。当检测到风险增加时，各无人机调整航向，通过角度变化最小化策略（微调航向）来规避逆向冲突风险。在冲突发生期间，图 1 (b) 显示两架无人机处于高风险区间，但在采取规避策略后，风险值迅速降低。无人机的转向角变化，图 1 (c) 表明，在避障过程中，调整角度相对较小，确保了路径平稳性。

在图 2 所示交叉冲突实验中，无人机 0 与无人机 2 的飞行轨迹在某一时间点存在交叉。仿真数据显示，在冲突发生前，风险值逐渐增加，图 2 (b) 显示，在交叉冲突发生后，风险值明显下降。冲突解脱策略采用了非对称调整策略：无人机 1 保持直行，而无人机 2 通过调整转向角，图 3 (c) 显示出主动避让。该策略保证了最小的路径偏移，同时确保无人机能够顺利通过交叉区域。

在图 3 所示同向冲突实验中，无人机 0 和无人机 1 沿相似轨迹飞行，可能导致同向航行冲突。仿真结果表明，两架无人机的风险值趋势，由图 3 (b) 可见，是相似的，且在调整航向前处于较高风险区域。当检测到冲突风险后，无人机 0 和无人机 1 同步调整航向，图 3 (c) 显示，直至风险降低至安全阈值。最终，无人机成功解脱冲突并向目标点飞行。

在三种冲突场景中，所有无人机均能有效避开潜在碰撞风险，最终顺利到达目标点。仿真结果验证了动态风险场模型在多无人机任务中的适用性，能够准确反映风险变化趋势，并引导无人机优化路径。。验证了本文提出的动态风险场方法在多无人机协作任务中的有效性。实验结果表明，该方法在不同冲突场景下均能够实现高效、稳定的规避策略，为复杂动态环境下的无人机路径规划提供了理论支撑和实践依据。

5.2 不同算法对比实验

为了验证所提基于风险场的动态运动规划框架（RBDMPF）的性能，本文设计了一系列对比实验，将 RBDMPF 与两种经典路径规划方法（A* 算法和人工势场法）一一进行比较。实验场景设定为密集冲突环境，包含 6 架无人机，地图尺寸为 100×100 米，网格分辨率为 0.1 米。每架无人机的起始位置和目標位置随机生成，确保任务具有挑战性。

实验采用以下评价指标：(1) 任务成功率（Success Rate），即到达目标的无人机比例；(2) 平均路径长度（Average Path Length），反映路径效率；(3) 冲突次数（Collision Count），衡量避障能力；(4) 任务完成时间（Completion Time），以时间步为单位，反映任务效率；(5) 平均计算时间（Average Computation Time），评估算法的计算效率。所有实验在相同硬件环境（Intel Core i7，16GB RAM）下运行，重复 10 次取平均值，以确保结果的稳定性。

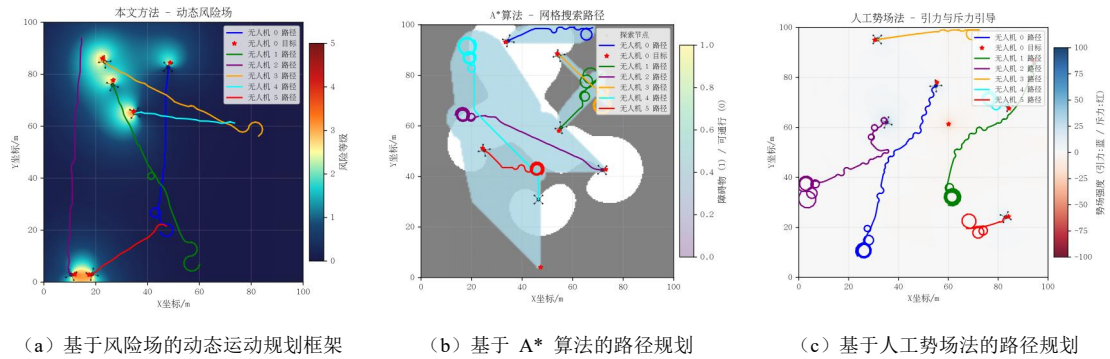


图 6 不同算法在多无人机冲突解脱中的对比实验

Fig. 6 Comparative Experiment on Conflict Resolution of Different Algorithms for Multi-UAV Systems

表 4 不同方法的性能对比

Tab. 4 Performance Comparison of Different Path Planning Methods

方法	任务成功率	平均路径长度 (m)	冲突次数	任务完成时间 (步)	平均计算时间 (s)
RBDMPF	100%	112.5	3	132	1.85
A*	85%	125.8	8	165	2.32
APF	78%	132.4	5	182	1.92

RBDMPF 实现了 100% 的任务成功率，显著优于 A* (85%) 和 APF (78%)。这是因为 RBDMPF 通过动态风险场和协作机制有效避免了冲突，HDPS 的分层规划确保了路径的鲁棒性。A* 算法由于缺乏动态重规划，部分无人机在密集冲突区域无法及时调整路径，导致任务失败。APF 受限于局部极值问题，部分无人机陷入绕圈，未能到达目标。RBDMPF 的平均路径长度为 112.5 米，优于 A* (125.8 米) 和 APF (132.4 米)。RBDMPF 的全局规划和局部优化结合了风险场信息，生成更短且安全的路径。A* 算法倾向于选择网格化的最短路径，但未考虑动态风险，导致绕行较多。APF 的路径长度最长，因其引力和斥力引导可能导致不必要的迂回。RBDMPF 的冲突次数仅为 3 次，远低于 A* (8 次) 和 APF (5 次)。RBDMPF 的 MUCM 模块通过优先级分配和冲突解决有效减少了无人机间的干扰。A* 算法在动态场景下冲突频繁，因其重规划仅在冲突发生后触发，缺乏预防机制。APF 的斥力场虽能缓解冲突，但在密集区域仍表现不足。RBDMPF 的任务完成时间为 132 时间步，优于 A* (165 步) 和 APF (182 步)。RBDMPF 的动态触发机制确保路径及时更新，减少了无效移动。A* 和 APF 的完成时间较长，分别因路径调整延迟和绕圈问题导致效率降低。RBDMPF 的平均计算时间为 1.85 秒，略低于 A* (2.32 秒) 和 APF (1.92 秒)。尽管 RBDMPF 的模块较多，但其分层设计和优化算法减少了不必要的计算开销。A* 的网格搜索在高分辨率地图上计算量较大，而 APF 的势场计算虽较轻量，但在密集场景下频繁调整导致开销增加。

实验结果表明，RBDMPF 在密集冲突场景下表现出色，成功率、路径效率和避障能力均优于 A* 和

APF。其核心优势在于：(1) 动态风险传播模型提供了实时环境感知，指导路径规划；(2) 多无人机协作机制通过优先级和冲突解决增强了群体协调性；(3) 分层动态规划策略结合全局和局部优化，适应环境变化。然而，RBDMPF 的计算时间略高于 APF，在超大规模场景下可能需进一步优化。 A^* 和 APF 虽计算简单，但在动态场景下的表现受限，难以满足多无人机协同任务的需求。

6 结 论

本文针对无人机在复杂动态环境中冲突规避的关键问题，提出了一种基于速度与方向联合调整的改进规避策略。通过引入动态风险场，实时更新机制。本文在规避冲突与任务效率之间取得了良好的平衡。主要研究成果总结如下

1) 设计了一种结合速度和方向动态调整的冲突规避策略，并通过动态风险场的实时更新，实现了多无人机协作场景的高效适应能力。

2) 建立了动态风险场的数学模型，并通过综合代价函数的多目标优化，显著提升了无人机的路径规划效果。

3) 本文的研究不仅在理论上丰富了无人机冲突规避领域的相关成果，也为实际工程应用提供了可行的解决方案，具有较强的实用价值和推广潜力。

参考文献 (References)

- [1] Tang, Haoyang et al. "UAV path planning based on third-party risk modeling". Scientific reports vol. 13,1 (2023): 22259. doi:10.1038/s41598-023-49396-4
- [2] Liang Z, Li Q, Fu G. Multi-UAV Collaborative Search and Attack Mission Decision-Making in Unknown Environments. Sensors (Basel). 2023;23 (17):. doi:10.3390/s23177398.
- [3] Balampanis F, Maza I, Ollero A. Coastal Areas Division and Coverage with Multiple UAVs for Remote Sensing. Sensors (Basel). 2017;17 (4):null. doi:10.3390/s17040808.
- [4] F. Hegedüs, Á. Török, J. Tóth, and T. Insperger, "Model-based trajectory planning for highly automated road vehicles," I FAC-PapersOnLine, vol. 50, no. 1, pp. 6958–6964, 2017.
- [5] K. Chu, M. Lee, and M. Sunwoo, "Local path planning for off-road autonomous driving with avoidance of static obstacles," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 13, no. 4, pp. 1599–1616, Dec. 2012.
- [6] Lavelle, Steven M. . "Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning." The annual research report (1998).
- [7] Pan, Hu, Chen Guo, and Zhaodong Wang. "Research for path planning based on improved astart algorithm." 2017 4th International Conference on Information, Cybernetics and Computational Social Systems (ICCSS). IEEE, 2017.
- [8] Anderson, Sterling J., et al. "An optimal-control-based framework for trajectory planning, threat assessment, and semi-autonomous control of passenger vehicles in hazard avoidance scenarios." International Journal of Vehicle Autonomous Systems 8.2-4 (2010): 190-216.
- [9] de Lima, Danilo Alves, and Alessandro Corrêa Victorino. "An image based dynamic window approach for local navigation of an autonomous vehicle in urban environments." IEEE ICRA Workshop on Modelling, Estimation, Perception and Control of All Terrain Mobile Robots (WMEPC 2014). 2014.
- [10] Spangelo, Inge. "Trajectory optimization for vehicles using control vector parameterization and nonlinear programming." The Norwegian Institute of Technology, Norway (1994).
- [11] Fang Y, Yao Y, Zhu F, et al. Piecewise-potential-field-based path planning method for fixed-wing UAV formation. Sci Rep. 2023;13 (1):2234. doi:10.1038/s41598-023-28087-0.
- [12] Causa F, Fasano G, Grassi M. Multi-UAV Path Planning for Autonomous Missions in Mixed GNSS Coverage Scenarios. Sensors (Basel). 2018;18 (12):null. doi:10.3390/s18124188.
- [13] Flores Peña P, Luna MA, Ale Isaac MS, et al. A Proposed System for Multi-UAVs in Remote Sensing Operations. Sensors

(Basel). 2022;22 (23):. doi:10.3390/s22239180.

- [14] Madridano, Ángel, et al. "3D trajectory planning method for UAVs swarm in building emergencies." *Sensors* 20.3 (2020): 642.
- [15] Lee, Hae-In, Hyo-Sang Shin, and Antonios Tsourdos. "A probabilistic–geometric approach for UAV detection and avoidance systems." *Sensors* 22.23 (2022): 9230.
- [16] Li, Sen, et al. "Multi-UAV path planning algorithm based on BINN-HHO." *Sensors* 22.24 (2022): 9786.
- [17] Xu, Yahao, et al. "Multi-UAV path planning in GPS and communication denial environment." *Sensors* 23.6 (2023): 2997.