

文章编号:1009-6094(2024)07-2490-18

复杂城市低空无人机安全风险 评估与三维路径规划*

谢华^{1,2}, 韩斯特^{1,3}, 尹嘉男^{1,3}, 纪晓辉², 杨逸晨²

(1 南京航空航天大学空中交通管理系统全国重点实验室, 南京 210016; 2 南京航空航天大学通用航空与飞行学院, 南京 210016; 3 南京航空航天大学民航学院, 南京 210016)

摘要:针对复杂城市环境内低空无人机飞行安全与效率亟待提升的问题,提出了复杂城市低空无人机安全风险评估与三维路径规划方法。首先,设计了无人机越界冲突率、缓冲空域占比指标,建立了无人机地理围栏安全缓冲间距优化模型,对最佳缓冲间距和栅格粒度进行了标定;然后,构建了由人口密度层、遮蔽层和障碍层构成的无人机风险地图,建立了弹道下降和失控滑行两种模式下的无人机对地风险评估模型,生成了精细化、组合化的城市低空概率风险地图;最后,综合利用地理围栏、概率风险地图和跳点搜索算法,对无人机三维路径进行了初始规划和优化重构。结果表明:弹道下降模式的伤亡风险是失控滑行下降模式的5~75倍;与A*算法相比,跳点搜索算法有效减少了飞行路径的转弯数量,缩短了求解时长,更适合规划无人机飞行路径;与不采用风险地图的方法相比,基于风险地图的无人机路径规划减少了50%的较高风险节点,相应的路径长度仅增加了7.2%和11.4%,整体路径节点的伤亡风险明显降低。研究成果可为复杂城市低空无人机飞行计划制定及安全运行监管提供理论依据和方法支撑。

关键词:安全系统学;城市低空;无人机(UAV);地理围栏;安全评估;路径规划;跳点搜索算法

中图分类号:X951 **文献标志码:**A

DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2023.1651

0 引言

随着国家低空空域管理改革工作的深入推进,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在智慧城市建设中的应用场景日益多元。民用无人机在设施检

测、农业、公共安全、抢险救灾和货物交付等领域需求强烈,并已逐步实现规模化应用^[1]。城市无人机运行是指使用无人机系统在城市区域内提供公共服务和商业服务的活动。由于无人机具有高度的灵活性和机动性,其在复杂城市环境中运行时面临诸多运行限制和安全风险,进而导致飞行安全水平和效率较低,无法适应未来的井喷式低空飞行需求。为保证无人机安全运行,在运行前为无人机科学规划一条安全无碰撞、且尽可能短的飞行路径,成为城市空中交通领域亟待解决的关键问题。

在无人机安全管理方面,相关研究主要聚焦在地理围栏、风险预测、安全评估等领域。2017年, Boselli等^[2]首次在机场周围构造约3 km地理围栏的额外缓冲区,降低了机场周围关键区域的安全威胁。Zhang等^[3]对真实的终端区飞行航迹数据进行聚类,针对聚类航迹,采用数据驱动方法划设地理围栏,有效降低了终端区内小型无人机的碰撞风险。Liu等^[4]考虑无人机阻力、速度的不确定性及风的随机影响,提出了以地面人员伤亡为安全指标的风险评估模型。Jeong等^[5]利用深度神经网络开发了适用于城市区域的无人机风险预测系统,将因风干扰而偏离原飞行轨迹的距离作为风险判据,以支持风险评估和安全轨迹规划。Lü等^[6]通过分析四旋翼无人机的结构、飞行原理和动力学约束,提出了四旋翼无人机的安全着陆条件和安全评估方法。Asma等^[7]采用多种合作和非合作跟踪技术对探测和避让系统进行概率安全评估,使用共同原因故障模型来量化安全措施。谢华等^[8]基于复杂网络构建了基于冲突连边动态识别的无人机飞行冲突网络模型,基于优先级实现不同场景下的无人机飞行冲突最优解脱,为无人机风险防控奠定基础。

在无人机路径规划方面,国内外学者已开展了一系列研究。Dijkstra算法^[9]、A*算法^[10]等典型的路径规划算法常用于战略阶段的无人机静态避障,但这些传统算法的效率和性能难以满足城市低空空域内的无人机运行需求;遗传算法^[11]、蚁群算法^[12]等启发式算法在进行三维路径规划时不能满足环境的时间需求,容易陷入局部最优的缺点过于明显;基于强化学习的方法^[13]适用于解决具有动态威胁的路径规划或自主碰撞避免,在避免静态障碍物时过于复杂,在现实世界中的可行性和通用性不强。2019年, Liu等^[14]最先针对粒子群算法的缺陷设计了一种空间精选投票机制,根据投票结果选取对应粒子的精解,使每架无人机以相同的时间消耗到达

* 收稿日期: 2023-09-07

作者简介:谢华,副教授,博士,硕士生导师,从事通航与无人机空管、空中交通流量管理研究, marcuse@163.com; 尹嘉男(通信作者),副研究员,博士后,硕士生导师,从事通航与无人机空管、机场规划管理与评估研究, j.yin@nuaa.edu.cn。

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFB4300905); 国家自然科学基金项目(52002178); 江苏省自然科学基金项目(BK20222013, BK20190416)

同一目标,以此进行时间协调,为实现时序高效化提供了参考。Park 等^[15]采用非线性时间序列回归学习理论,利用正则化最小二乘算法的时间序列进行模型学习,解决了基于无人机传感器的路径规划问题。在静态障碍物密集、运行风险较高的城市空域,2012年,Harabor 等^[16]在 A* 算法的基础上第一次提出了跳点搜索(Jump Point Search, JPS)算法,提出了“强迫邻居”和“跳点”的概念,显著提高了无人机的路径搜索效率。Zhang 等^[17]采用改进的 JPS 算法来研究城镇地区无人机“最后一公里”配送任务,有效减小了无人机的操作噪音和操作风险。

然而,现有研究仍存在一定不足:其一,现有无人机地理围栏研究主要基于主观经验对安全缓冲间距进行人为设定,但尚未给出安全缓冲间距的最优标定方法及性能评价指标;其二,当前的无人机风险地图生成主要面向非离散栅格化处理的连续空间,导致风险地图无法有效支撑无人机路径规划;其三,传统的无人机路径规划算法主要以“效率”视角下的路径短、能耗低为优化目标,没有综合考虑“安全”和“效率”视角下的利益权衡,不能较好地满足复杂城市环境下的安全运行要求。

鉴于此,本文以复杂城市环境低空空域运行行为对象,通过设计无人机越界冲突率、缓冲空域占比指标,来建立无人机地理围栏安全缓冲间距优化模型,对最佳缓冲间距进行科学标定,结合弹道下降和失控滑行两种下降模式下的无人机对地风险评估方法,在精细化、组合化的城市低空概率风险地图基础上,进行无人机三维路径初始规划和优化重构,旨在提高复杂城市场景下无人机的路径规划效率,并增加无人机运行过程的安全性。

1 无人机地理围栏安全缓冲间隔标定

无人机地理围栏是为确保无人机(UAV)与障碍物、敏感区域和其他飞行器之间保持安全间隔,而设置的涵盖经度、纬度、高度及时间等要素的三维空间结构^[18]。根据划设用途,无人机地理围栏可分为禁出(Keep-in)地理围栏和禁入(Keep-out)地理围栏两类^[19]。无人机地理围栏的设置,对于有效保障复杂城市环境内拥有不同需求、执行不同任务的无人机飞行安全具有特殊价值。

1.1 安全缓冲间距指标设计

图1为无人机地理围栏边界的分层结构。无人机地理围栏边界主要包含原始边界、终止边界和警告边界三部分。其中:原始边界代表禁止无人机越

过的空间区域边界;警告边界表示当前存在发生风险的可能,无人机需及时做出反应来规避风险;当无人机到达终止边界时,终止飞行是防止无人机越过地理围栏的唯一方法。

其中, ε 为原始边界与终止边界之间的距离,定义为安全缓冲间距,其本质为无人机可通过终止飞行来规避障碍物、敏感区域和其他飞行器的最小距离; γ 为原始边界与警告边界之间的距离,定义为整个地理围栏的安全距离; $\gamma - \varepsilon$ 为终止边界与警告边界之间的距离,定义为预警-反应距离。

为科学标定无人机地理围栏安全缓冲间隔,本文设计了无人机越界冲突率和无人机缓冲空域占比两个指标,对安全缓冲间距进行设计、计算与评估。

1.1.1 无人机越界冲突率

无人机越界冲突率是指无人机通过减速来规避冲突过程中突破地理围栏的比例。令 L 为安全缓冲间距取值区间,对 $\forall \varepsilon \in L$,构造相应的地理围栏,对 $\forall v \in [v_{\min}, v_{\max}]$, $a' \in (0, 10]$ (其中, v 、 v_{\max} 、 v_{\min} 和 a' 分别表示无人机实际运行速度、无人机速度极值和减速过程中的减速度),面向边界模拟无人机的减速过程来判断当前地理围栏内的冲突发生频率。若减速距离 $d \leq \varepsilon$,则认为无人机不会发生越界冲突;若减速距离 $d > \varepsilon$,则认为无人机会发生越界冲突。通过计算所有 $\varepsilon \in L$ 对应的各个地理围栏内所发生的无人机越界冲突次数,便可得到无人机越界冲突率。

$$f_{\text{conflict}} = \frac{P \sum \varphi_{d, \varepsilon}}{\zeta_{\varepsilon}} \quad (1)$$

$$\varphi_{d, \varepsilon} = \begin{cases} 1 & d > \varepsilon \text{ 发生冲突} \\ 0 & d \leq \varepsilon \text{ 不发生冲突} \end{cases} \quad (2)$$

式中 ζ_{ε} 表示使用所有速度 v 和加速度 a' 取值组

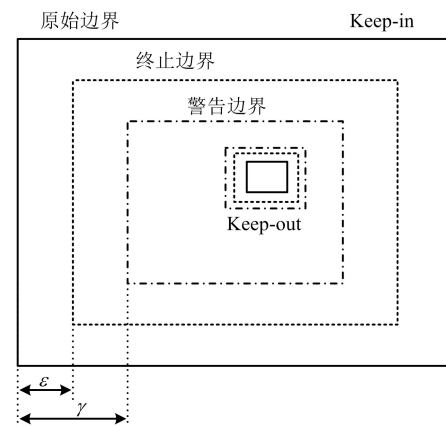


图1 无人机地理围栏边界分层

Fig. 1 Boundary layering of UAV geofence

合来模拟无人机减速过程的次数;针对无人机因系统偏差、定位精度和环境扰动等因素而导致存在定位误差的问题,假设定位误差服从正态分布,并引入碰撞发生概率 P 来反映此类不确定性; $\varphi_{d,\varepsilon}$ 为布尔变量,用于判断在安全缓冲间距为 ε 、距离为 d 的减速过程中,无人机是否会与地理围栏发生冲突。

1.1.2 无人机缓冲空域占比

从空域资源利用的视角来看,若障碍物与所设

$$f_{\text{percentage}} = 1 - \frac{abc}{(2\varepsilon + a)(2\varepsilon + b)(\varepsilon + c) - 4 \times (\varepsilon^3 - 1/3\pi\varepsilon^3)} = \frac{(4/3)\pi\varepsilon^3 + 2 \times (a + b + 2c)\varepsilon^2 + (ab + 2ac + 2bc)\varepsilon}{(4/3)\pi\varepsilon^3 + 2 \times (a + b + 2c)\varepsilon^2 + (ab + 2ac + 2bc)\varepsilon + abc} \quad (3)$$

式中 a, b, c 为三维空间中障碍物的体积参数。

由式(3)可知, $f_{\text{percentage}}$ 关于 ε 单调递减。这表明安全缓冲间距越大,缓冲空域占比越高。为追求无人机飞行安全而增大安全缓冲间距的思路并不是城市低空空域无人机地理围栏设置的最佳方式。

$$\min f_{\text{percentage}} = \frac{(4/3)\pi\varepsilon^3 + 2 \times (a + b + 2c)\varepsilon^2 + (ab + 2ac + 2bc)\varepsilon}{(4/3)\pi\varepsilon^3 + 2 \times (a + b + 2c)\varepsilon^2 + (ab + 2ac + 2bc)\varepsilon + abc} \quad (5)$$

$$d = v^2/2a' \quad (6)$$

$$\sum_L \alpha_{d,\varepsilon} \varphi_{d,\varepsilon} = 1 \quad (7)$$

$$P = \int_{-\lambda}^{\lambda} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_u} e^{-\frac{(\varepsilon-\delta)^2}{2\sigma_u^2}} d\varepsilon \quad (8)$$

$$v \in [v_{\min}, v_{\max}], a' \in (0, 10] \quad (9)$$

$$\varepsilon \in L = [\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}] \quad (10)$$

式中 λ 为无人机保护区的尺寸; δ 和 σ_u 分别为无人机的随机定位误差和定位误差的标准差。式(4)和(5)为模型的两个优化目标,分别对应最小化无人机越界冲突率和无人机缓冲空域占比;约束(6)表示模拟无人机减速过程;约束(7)使用示性算子 $\alpha_{d,\varepsilon}$ 确保对冲突事件的准确判断,当发生冲突时 $\alpha_{d,\varepsilon} = 1$, 否则为 0, 发生冲突时停止当前模拟过程,避免重复计算;约束(8)使用概率 P 来平衡误差等不确定

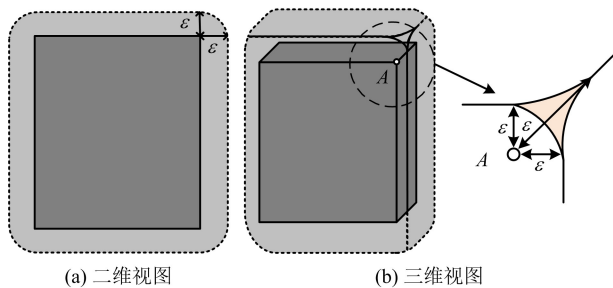


图2 无人机地理围栏缓冲空域

Fig. 2 Buffer airspace of UAV geofence

地理围栏之间的缓冲空间体积过大,则会造成不必要的城市低空资源浪费。图2为无人机地理围栏缓冲空域计算示意图。为便于阐述障碍物与地理围栏边界平面之间的距离关系,图2对障碍物顶点进行了放大。

由图2可知,缓冲空域占比 $f_{\text{percentage}}$ 可定义为:地理围栏内除障碍物之外的其他区域所占的比例,也就是地理围栏面/体积和障碍物面/体积之差与地理围栏面/体积的比值,计算公式为

1.2 安全缓冲间距指标度量

结合1.1节设计的无人机越界冲突率和无人机缓冲空域占比指标,对无人机地理围栏的安全缓冲间距进行最优计算。为此,构建如下双目标优化模型。

$$\min f_{\text{conflict}} = \frac{P \sum \varphi_{d,\varepsilon}}{\zeta_\varepsilon} \quad (4)$$

性;约束(9)为无人机速度和加速度的取值范围;约束(10)为地理围栏安全缓冲间距的取值范围。

1.3 安全缓冲间距最优标定

1.3.1 试验设置

基于 Python 3.9 环境,使用 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 无人机,对安全缓冲间距的标定进行模拟试验。相关参数见表1。为便于标定计算,本文不考虑无人机水平飞行和垂直飞行时因速度区间和运动方式不同导致的安全缓冲间距存在差异的情况。令 $\varepsilon_{\min} = 15$ m, $\varepsilon_{\max} = 300$ m, 无人机保护区尺寸 $\lambda = 15$ m。

1.3.2 安全缓冲间距求解

图3为无人机地理围栏安全缓冲间距标定双目标规划模型的帕累托最优解集分布情况。可以看出,图3左上方点的分布较为密集,这表明在常规的以300m为一个高度层划分的无人机飞行活动空间内,安全缓冲间距值在[200, 300]m区间内基本不会发生无人机越界冲突。

图4为最优解集中安全缓冲间距及其对应的两个评价指标的具体数值。从图4可以看出,无人机越界冲突率较大,其原因可能在于:加速度取值区间为(0, 10] m/s²,以0.1 m/s²对加速度进行切片处理,当加速度较小时,无人机几乎是匀速行驶,此类情况下面向边界飞行必然会发生越界冲突。

在图4中:当安全缓冲间距 $\varepsilon > 115.60$ m时(点

表 1 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 航拍无人机参数信息

Table 1 Parameter information of DJI Phantom4ProV 2.0 aerial UAV

参数	飞行速度	最长飞行时间(无风)	悬停精度/定位误差	精确悬停范围
取值范围	水平方向:5 ~ 20 m/s	30 min	垂直: ± 0.1 m(视觉定位正常);	0 ~ 10 m
	上升:1 ~ 6 m/s		± 0.5 m(全球卫星导航系统正常)	
	下降:1 ~ 4 m/s		水平: ± 0.3 m(视觉定位正常);	
	(平稳档 ~ 运动档)		± 1.5 m(高精度定位系统正常)	
			定位误差: $\pm (2 \sim 5)$ m	

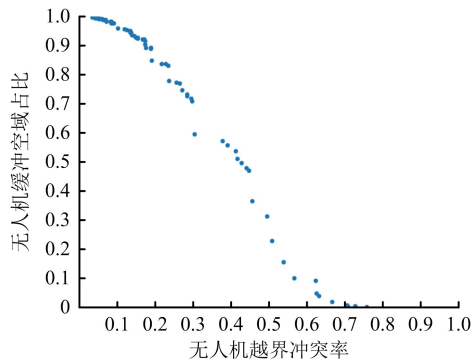


图 3 帕累托最优解集分布

Fig. 3 Distribution of Pareto optimal solution sets

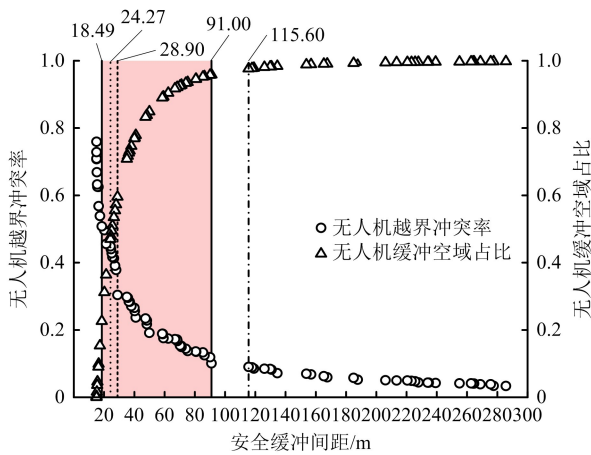


图 4 最优解集对应的评价指标

Fig. 4 Evaluation indicators for the optimal solution sets

划线),缓冲空域占比维持在很高的水平,无人机越界冲突率则较低;当 $91.00 \text{ m} < \varepsilon \leq 115.60 \text{ m}$ 时,出现明显断层;当 $\varepsilon \geq 18.49 \text{ m}$ 时,无人机越界冲突率在 50% 以下;因此,地理围栏安全缓冲距离的最优值在区间 $[18.49, 91.00] \text{ m}$ 内。 $\varepsilon = 24.27 \text{ m}$ (双点划线)是两个度量指标发生变化的转折点,在此之前无人机越界冲突率更高,在此之后无人机缓冲空域占比更高。

综合图 3 和 4 可以看出,相对于其他的 Pareto 最优解,解 $(0.3039, 0.5956)$ 在优化性能上具有较大优势,主要体现在:与其上方解相比,无人机越界冲突率接近,但缓冲空域占比更低;与其右方解相比,缓冲空域占比接近,但无人机越界冲突率明显增加。因此,选择解 $(0.3039, 0.5956)$ 为最优方案,其对应的安全缓冲间距为 $\varepsilon = 28.90 \text{ m}$ 。

1.3.3 灵敏度分析

为分析无人机保护区尺寸 λ 取值对安全缓冲间距标定结果的影响,在初始参数设置 $\lambda = 15 \text{ m}$ 的基础上,分别令 $\lambda = 5 \text{ m}, 10 \text{ m}, 20 \text{ m}, 25 \text{ m}, 30 \text{ m}$, 进行灵敏度分析。如图 5(a) 所示,当 $10 \text{ m} \leq \lambda \leq 25 \text{ m}$ 时,随着 λ 的不断增大,安全缓冲间距的最优解取值亦将同步增大;如图 5(b) 所示,对应的无人机越界冲突率降低,缓冲空域占比增加。当 $\lambda > 25 \text{ m}$ 时,最优解取值减小,无人机越界冲突率上升,缓冲空域占比降低;当 $\lambda = 5 \text{ m}$ 时,保护区尺寸过小,并不满足一般规律,不在考虑范围内。

可以看出,不同的 λ 取值均会影响安全缓冲间距标定模型的最优解,对安全缓冲间距、无人机越界冲突率和缓冲空域占比均有显著影响。当无人机保护区尺寸超出一定的阈值时,安全运行所需要的空域体积变大,发生无人机越界冲突的可能性势必会增加;而无人机保护区尺寸的增加则降低了安全缓冲间距要求,因为较大的保护区尺寸可确保无人机的安全性,并减小缓冲空域占比。

2 城市低空无人机安全风险评估

欧洲航空安全局 (European Union Aviation Safety Agency, EASA) 在确定无人机的安全性指标要求时,并没有针对飞行器的自身事故损失率提出相应的安全指标要求,而是提出了“等效安全水平 (Equivalent Level of Safety, ELOS)”的原则,基于此原则导出无人机的安全性指标要求^[20]。为实现未来无人机与有人机在同一城市低空空域内融合运

行,等效安全水平原则要求无人机的安全性目标不能低于有人机的安全性水平。考虑到各类无人机撞击事件导致的最终风险均为对地撞击,即使发生空中事故最终也会导致坠地风险,本文主要从对地风险的视角来评估城市低空无人机安全风险。

2.1 风险地图最优空间粒度划分

风险地图是一种基于位置的、用于量化每个单元对地面人员风险的二维地图,见图6。通过对城市低空空域进行栅格化剖分,将整个地面层的环境用大小为 $M \times N$ 的单元格矩阵 R 来表示,每个单元格的边长为 l 。每个矩阵元素对应单元格所在位置的风险值 $R(i, j)$,其中 $i \in [1, M], j \in [1, N]$ 。

离散坐标 (i, j) 与地理位置 (x, y) 的转换关系为

$$x = (i - 0.5) \times l, y = (j - 0.5) \times l \quad (11)$$

2.2 风险地图多图层划分与计算

风险地图由人口密度层、遮蔽层和障碍层组合生成,每个图层本身都是一个基于位置的地图,通过风险评估将它们量化生成最终的风险地图。

(1) 人口密度层。

人口密度层定义风险地图所关注区域的人口密度及分布,是风险评估的重要因素之一。人口密度

层描述无人机事故中可能涉及的人数及在地图上的分布情况,用矩阵 D 表示。其中,每个矩阵元素 $D(x, y)$ 表示对应位置的人口密度,单位为人/ m^2 。本文选取南京市江宁区部分区域进行研究,人口分布来自 LandScan 全球人口密度空间分布数据。

(2) 障碍层。

障碍层定义地表环境中的障碍物高度,用矩阵 O 表示。其中,每个矩阵元素 $O(x, y)$ 表示相关位置中建筑物的最大高度。利用 OpenStreetMap 数据提取南京市江宁区城市三维模型,生成障碍层。

(3) 遮蔽层。

遮蔽区域的存在降低了无人机对地碰撞时的动能,进而降低伤亡概率。遮蔽系数通过定义每个位置的遮蔽级别,来量化地面建筑或树木等环境要素为行人提供的保护水平。将遮蔽系数定义为 $[0, 10]$ 之间的实数,0 表示完全暴露在外的区域,10 表示遮蔽系数最大的工业建筑内部,具体分类见表2。

遮蔽层用矩阵 S 表示。其中,每个矩阵元素 $S(x, y)$ 表示对应位置的遮蔽系数。本文选定区域内的主要遮蔽区域有稀疏树木、车辆和低矮建筑、中层基础设施和高层建筑。为方便研究,将车辆、低矮建筑和中层基础设施等归为一类,取其遮蔽系数平均值为 $S = 6$ 。

2.3 不同下降模式对地风险评估

无人机发生事故造成人员伤亡需经历三个阶

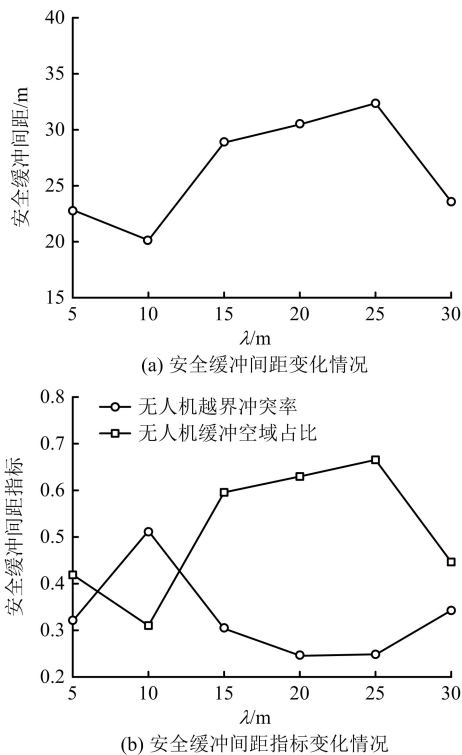


图5 参数 λ 对安全缓冲间距及其性能评价指标的影响

Fig. 5 Influence of parameter λ on the safety buffer distance and its performance evaluation metrics

表2 遮蔽区域分类

Table 2 Classification of sheltered areas

遮蔽系数	遮蔽区域	遮蔽系数	遮蔽区域
0	无障碍物	6.5	暴露在外的中层基础设施
2	稀疏树木	8	高层建筑
5.5	车辆和低矮建筑	10	工业建筑

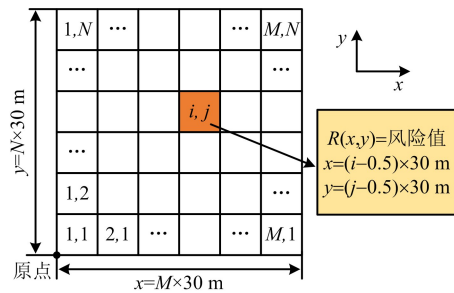


图6 风险地图表示

Fig. 6 Representation of risk map

段:(1)无人机失控下降;(2)撞击地面人员;(3)致人伤亡。采用概率方法,定义不同下降模式对地风险造成的伤亡。

$$P_{\text{casualty}}(x,y) = P_{\text{decline}}P_{\text{impact}}(x,y)P_{\text{fatality}}(x,y) \quad (12)$$

2.3.1 无人机失控下降概率

本文将弹道下降和失控滑行作为主要下降模式。无人机对地风险随无人机配置、质量和尺寸规格而变化。为说明其可变性,假设不同无人机的两种下降模式的发生概率是不变的,两种失控下降模式的发生概率为

$$P_{\text{decline}} = \begin{cases} 1/400 & \text{弹道下降} \\ 1/200 & \text{失控滑行} \end{cases} \quad (13)$$

2.3.2 撞击地面人员概率

无人机撞击地面人员的概率是指无人机失控下降后落到地面,撞击至少1人的概率,定义为

$$P_{\text{impact}}(x,y) = \rho(x,y)A_{\text{exp}} \quad (14)$$

式中 $\rho(x,y)$ 是指地理位置 (x,y) 处的人口密度; A_{exp} 是指地面受到碰撞影响的区域面积。

图7和8为弹道下降和失控滑行模式下无人机的撞击区域事件示意。其中: r_{UAV} 为无人机的外接球半径; r_p 为人类身体平均宽度,取0.3 m; h_p 为人类平均身高,取1.7 m; d 为无人机降落至行人高度以后所移动的水平距离; θ 为滑行角度,表示速度矢量和地面形成的夹角。

对于弹道下降模式, $A_{\text{expl}} = 1.15\pi \times (r_{\text{UAV}} + r_p)^2$; 对于失控滑行模式, $A_{\text{exp2}} = 2(r_{\text{UAV}} + 2r_p)d + \pi(r_{\text{UAV}} + 2r_p)^2$ 。

2.3.3 伤亡概率

伤亡概率是指无人机坠落后与人发生碰撞导致伤亡的概率。由于地面环境复杂多样,各种障碍物会在某种程度上为人类提供保护,伤亡率与遮蔽系数和碰撞时产生的动能有关。伤亡概率的计算方法如下。

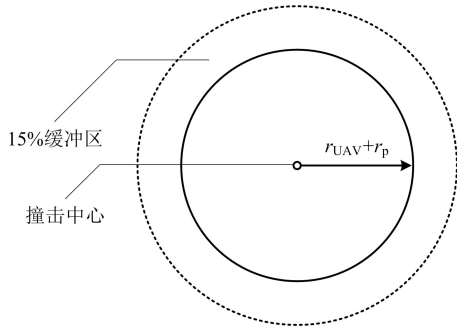


图7 弹道下降模式下撞击事件示意

Fig.7 Illustration of collision event in ballistic descent mode

$$P_{\text{fatality}}(x,y) = \frac{1-k}{1-2k + \sqrt{\frac{\alpha}{\beta}} \left[\frac{\beta}{E[E(x,y)]} \right]^{E[S(x,y)]}} \quad (15)$$

$$k = \min \left\{ 1, \left[\frac{\beta}{E[E(x,y)]} \right]^{E[S(x,y)]} \right\} \quad (16)$$

式中 $S(x,y) \in [0,10]$ 表示地理位置 (x,y) 处的遮蔽系数; $E(x,y) = (1/2)mv(x,y)^2$ 表示无人机撞击地理位置 (x,y) 处的动能; 根据伤亡极限定义, $\alpha = 10^6$ J 是当 $S(x,y) = 6$ 时, 无人机坠落导致伤亡概率为50%的撞击动能阈值, $\beta = 34$ J 是当 $S(x,y) = 0$ 时, 无人机坠落导致伤亡的撞击动能阈值; $E[\cdot]$ 指预期取值, 即 $E[E(x,y)] = \sum_{x,y} E(x,y)$, $E[S(x,y)] = \sum_{x,y} S(x,y)$ 。

2.4 城市低空概率风险地图生成

通过融合风险地图中的多个图层,基于不同下降模式下的对地风险评估模型,生成最终的城市低空概率风险地图。风险地图中的元素值定义为

$$R(x,y) = \begin{cases} -0.01 & \text{禁飞区或 } H(x,y) \geq h \\ P_{\text{casualty}}(x,y) & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中 $H(x,y)$ 表示风险地图中地理位置 (x,y) 处的障碍物高度; h 表示无人机飞行高度。

若无人机因为禁飞区或飞行高度小于地理位置 (x,y) 处的障碍物高度,风险地图元素值为 -0.01 ; 否则为每个下降模式对应的伤亡概率总和。

$$P_{\text{casualty}}(x,y) = \kappa P_{\text{casualty}}^{\text{descent}}(x,y) + (1-\kappa)P_{\text{casualty}}^{\text{slide}}(x,y) \quad (18)$$

不同下降模式之间的碰撞事件是独立的,当 $\kappa = 1$ 时无人机下降模式为弹道下降,当 $\kappa = 0$ 时无人机下降模式为失控滑行,由此产生的伤亡概率 $P_{\text{casualty}}(x,y)$ 量化了无人机飞越地理位置 (x,y) 时

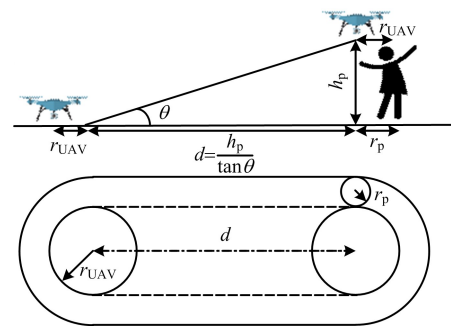


图8 失控滑行模式下撞击事件示意

Fig.8 Illustration of collision event in uncontrolled glide mode

潜在的对地风险,生成的风险地图量化了无人机对地面人群产生的风险。

2.5 安全风险评估仿真试验分析

2.5.1 试验设置与机型选择

基于 Python 3.9 环境,使用不同的消费级无人机进行试验,来验证所生成的概率风险地图的有效性。表 3 展示了试验所用四种无人机的主要特征和参数,其中华测导航 P330 Pro 为固定翼无人机,其他为多旋翼无人机,相关参数结合正态分布或均匀分布进行表示。对遵循正态分布的初始速度进行 300 次取值,取其平均值作为试验初始输入数据,弹道下降阻力系数和滑翔比不取平均值。

对表 3 中除 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 外的三种无人机进行 1.3 节的模拟试验,得到的最优缓冲间距标定结果与 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 无人机设置情景下的标定结果几乎没有区别。因此,本文对四种机型均采用同一安全缓冲间距来构造无人机地理围栏。根据 1.3 节的试验结果,对最佳缓冲间距 $\varepsilon = 28.90 \text{ m}$ 以 5 的倍数向上取整,令 $l = 30 \text{ m}$ 。

2.5.2 风险地图可视化及结果分析

对每架无人机进行 500 次蒙特卡洛模拟试验,取伤亡概率的平均值生成最终的风险地图,其中多旋翼无人机(DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0)和固定翼无人机(华测导航 P330 Pro)对应每种下降模式的风险地图和最终风险地图见图 9。每种机型对应下降模式的最大、最小和平均伤亡概率见表 4。

通过对上述两类无人机的概率风险地图进行对比,可以得到如下结论。

(1) 不论是单一下降模式还是组合下降模式产

生的风险地图,多旋翼无人机的对地风险普遍低于固定翼无人机,原因在于:固定翼无人机具有更大的

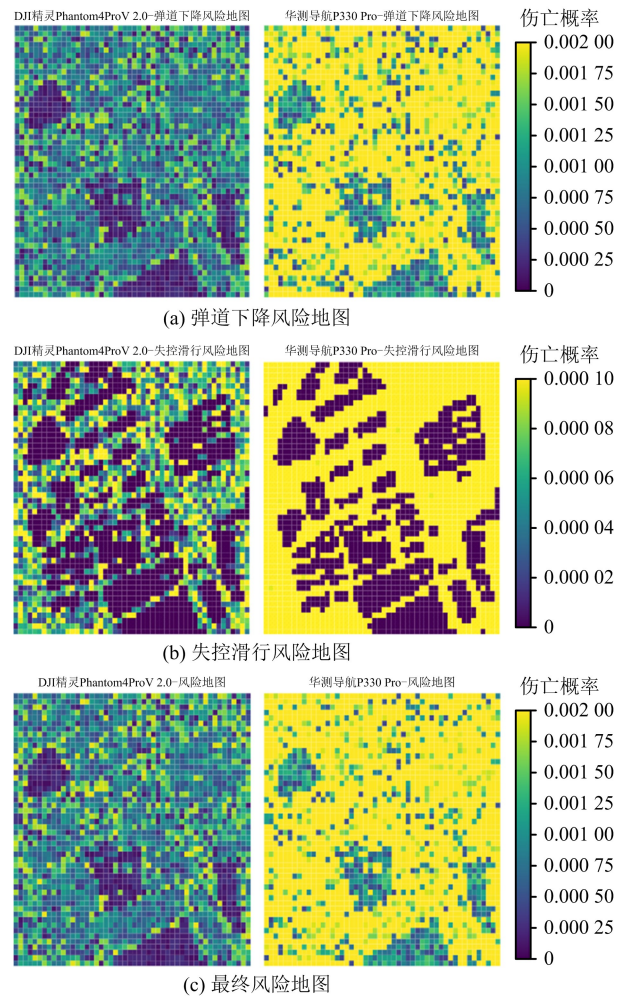


图 9 风险地图

Fig. 9 Risk map

表 3 无人机参数
Table 3 Parameters of UAV

无人机	类型	质量/ kg	半径/ m	最大飞行 时间/min	弹道下降 阻力系数	初始水平速 度/(m·s ⁻¹)	初始垂直速 度/(m·s ⁻¹)	滑行速度/ (m·s ⁻¹)	滑翔比
DJI Mavic3	多旋翼	0.895	0.23	46	N(0.7, 0.2)	U(0, 21)	N(0, 1)	7.5	N(2.7, 0.8)
DJI FPV	多旋翼	0.795	0.21	20	N(0.7, 0.2)	U(0, 27)	N(0, 1)	10	N(2.7, 0.8)
DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0	多旋翼	1.375	0.25	30	N(0.9, 0.2)	U(0, 20)	N(0, 1)	12	N(2.7, 0.8)
华测导航 P330 Pro	固定翼	2.0	0.605	160	N(0.9, 0.2)	N(21, 2.5)	N(0, 1)	17	N(12, 2)

质量和尺寸;固定翼无人机的初始巡航速度更大,坠落时具有更大的动能。

(2)弹道下降模式比失控滑行下降模式产生更大的对地风险。从图 9 可以看出,弹道下降风险地图的元素值普遍高于失控滑行风险地图,弹道下降模式对最终风险地图的影响远大于失控滑行下降模式。这一点在表 4 得到了很好的体现,在可视化结果中则体现为图 9(a)和(c)中色块差异较小,图 9(b)中的色块差异较大。

(3)结合障碍层和遮蔽层定义,不难看出高层建筑对地上行人起到了很好的保护作用,彰显了遮蔽系数对风险地图的影响。在遮蔽系数较小的空旷区域,伤亡概率受人口密度的影响更大,最高伤亡概率位于人口较多且遮蔽物较少的地区,如空旷区域及低矮建筑区域。对比人口较为密集的空旷区域和人口十分密集但有高层建筑存在的区域,遮蔽系数的影响力度超过了人口密度,导致人口十分密集区域的伤亡风险反而低于遮蔽系数较小的空旷地区。

为了证明风险地图的可变性,进一步增加其他试验机型:DJI Mavic3 和 DJI FPV(均为多旋翼无人机),数值结果见表 4。

综合比较三种多旋翼无人机的仿真结果发现,不同型号多旋翼无人机的伤亡概率都在同一量级,无人机性能和参数的区别造成了结果差异。需注意的是,因航空器自身特性原因,DJI Mavic3 无人机最终风险地图的伤亡概率仅与弹道下降模式相关,失控滑行下降模式的对地风险为 0。另外,通过比较两种下降模式的仿真结果发现,弹道下降模式的伤亡风险远高于失控滑行下降模式,这是因为弹道下

降具有更大的初始速度,产生了更大的动能。如 DJI FPV 无人机弹道下降模式的平均伤亡风险是失控滑行下降模式的 75 倍;DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 无人机和华测导航 P330 Pro 无人机两种下降模式差值较小,分别为 21 倍和 50 倍。

对于性能较差的多旋翼无人机(如 DJI Mavic3 和 DJI FPV)而言,失控滑行下降模式对最终风险地图的影响微乎其微,最终风险地图的伤亡概率和弹道下降模式的伤亡概率基本一致;性能较好的多旋翼无人机(如 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0)失控滑行下降模式对最终风险地图伤亡概率的影响较小,但这种影响并不能忽略不计;固定翼无人机失控滑行下降模式对最终风险地图伤亡概率的影响远大于多旋翼无人机,两种下降模式的伤亡概率虽然在同一量级,但弹道下降模式的伤亡概率仍大于失控滑行下降模式。

总体来说,多旋翼无人机的伤亡风险要低于固定翼无人机。对于弹道下降模式,固定翼无人机风险地图的平均伤亡风险为多旋翼无人机的 3~41 倍不等;对于失控滑行下降模式,固定翼无人机的平均伤亡风险为多旋翼无人机的 13~64 倍不等;对于最终风险地图,固定翼无人机的平均伤亡风险为多旋翼无人机的 3~50 倍不等。这进一步印证了固定翼无人机飞行速度快、但灵活性较差的特点。试验中固定翼无人机的平均伤亡风险可达 3.029×10^{-3} ,而多旋翼无人机平均伤亡风险最高仅有 8.859×10^{-4} 。另外,根据式(12)~(18)可知,无人机对地风险与航空器自身的质量、尺寸、实时速度及环境因素相关。无人机性能越好并不代表其产生的潜在风险越

表 4 各种风险地图的伤亡概率

Table 4 Probability of casualties for various risk maps

无人机	弹道下降取值			失控滑行取值			最终风险取值		
	最大	最小	平均	最大	最小	平均	最大	最小	平均
DJI Mavic3	1.495×10^{-3}	8.860×10^{-6}	6.111×10^{-5}	0	0	0	1.495×10^{-3}	8.860×10^{-6}	6.111×10^{-5}
DJI FPV	1.569×10^{-3}	0	6.007×10^{-4}	2.338×10^{-5}	0	7.970×10^{-6}	1.591×10^{-3}	0	6.087×10^{-4}
DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0	1.834×10^{-3}	7.222×10^{-5}	8.458×10^{-4}	1.175×10^{-4}	0	4.006×10^{-5}	1.951×10^{-3}	7.222×10^{-5}	8.859×10^{-4}
华测导航 P330 Pro	4.966×10^{-3}	3.129×10^{-4}	2.514×10^{-3}	1.510×10^{-3}	0	5.148×10^{-4}	6.476×10^{-3}	3.699×10^{-4}	3.029×10^{-3}

低,高性能不仅会带来高效、舒适的使用体验,也会带来较大的潜在风险。

3 基于风险地图的无人机三维路径规划

在多种因素交织共存的复杂城市低空环境下,最优的无人机三维路径规划不能仅局限于寻径,而应在综合考虑各类风险因素的基础上,开展全局优化以实现合理的静态避碰。

3.1 基于 JPS 的无人机路径初始规划

在无人机参考路径初始规划过程中,以提升无人机路径规划效率为目标,采用跳点搜索算法(JPS)来生成无障碍的最优路径。JPS 算法是一种来源于 A* 算法的启发式搜索方法,广泛应用于各种寻径问题。JPS 算法通过忽略无关节点,仅保留关键节点来提升 A* 算法的搜索效率,极大缩短了节点搜索的时间成本,适用于静态障碍空间寻径问题。

由于城市低空空域中的静态障碍物信息已知,因此可在运行前阶段通过规划无碰撞的飞行路径来主动、合理地规避单机运行冲突,而战术层面的无人机路径规划则可侧重多机协同飞行行为冲突管理与决策。本文综合考虑无人机性能要求、路径规划时间成本和距离成本、无人机地理围栏安全缓冲间距等因素,使用 JPS 算法规划城市低空空域内无人机的全局参考路径,并对其进行优化得到所需路径,引导无人机在低空空域中更加安全和高效地完成飞行任务。

3.1.1 强迫邻居和跳点

JPS 算法通过定义“强迫邻居”和“跳点”,计算尽可能少的启发式函数点,以缩短在给定地图中的寻径时间。

令节点 r_N 是当前节点 r_C 的相邻节点,并且 r_N 的相邻节点之一为障碍物。若从节点 r_C 的父代节点 r_P 到 r_N 的路径长度满足 $len(\pi) \leq len(\pi')$, 则 r_N 称为 r_C 的强迫邻居, r_C 被称为跳点。其中: $\pi = \{r_P, \dots, r_C, \dots, r_N\}$ 表示从父代节点 r_P 出发,经过节点 r_C 到 r_N 的路径方案; $\pi' = \{r_P, \dots, \bar{r}_C, \dots, r_N\}$ 表示从父代节点 r_P 出发,不经过节点 r_C 到 r_N 的路径方案。

在 JPS 算法中,跳点和强迫邻居是相关的。如图 10 所示,从 P 出发,称 A 是 B 的强迫邻居, B 是 A 的跳点。跳点包括初始位置和目标位置,通过搜索跳点形成参考路径。相关研究指出, JPS 的搜索速度比 A* 算法高出了一个数量级^[16]。图 11 给出了一个 A* 算法与 JPS 算法寻径性能的对比如例。

图 11 中,标记为“I”和“G”的栅格分别为初始

位置和目标地点,斜线栅格表示静态障碍物,空白栅格表示确定计划路径的关键节点,交叉线栅格是已经计算过的废弃节点。可以看出,尽管两种算法得到的最终路径长度相等,但 A* 算法计算和丢弃的节点(交叉线栅格)更多,关键节点(空白栅格)数量也更多。由于算法耗时与这些节点数量是强相关的,因此 JPS 算法更加高效。

3.1.2 基于风险地图的 JPS 算法

在离散化空域 $R(X \times Y \times Z \times l_g)$ 中,将每个栅格表示为 $r(x, y, z)$, l_g 为栅格粒度,其中 $x \in X, y \in Y, z \in Z, \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sum_{z=1}^Z r(x, y, z) = R$ 。

对于给定的栅格化低空空域,无人机路径搜索跳跃展开方式可以是直线或对角,见图 12。3D JPS 路径是在空间栅格中生成的,首先在同一平面的直线方向上(虚线箭头)搜索无人机可行路径;当直线方向上没有跳点,即无人机遇到地图边界或障碍物时,算法从直线扩展到同一平面的对角线方向(点划线箭头)进行搜索;当同平面线性方向上未发现跳点时,算法沿着空间对角线方向(实线箭头)依次进行

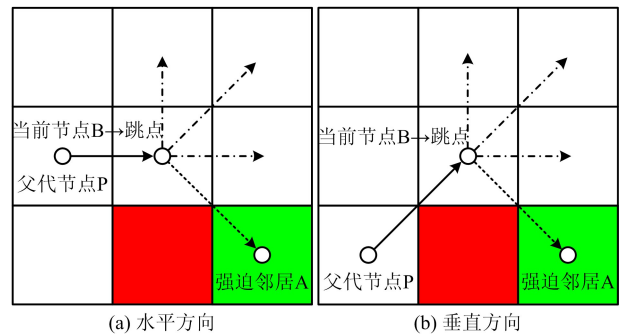


图 10 强迫邻居和跳点

Fig. 10 Forced neighbors and jump point

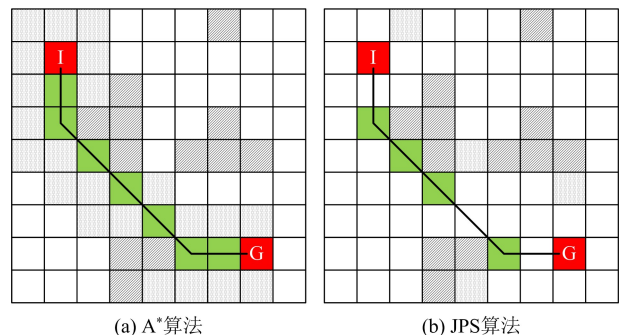


图 11 二维地图(9×9)中 A* 算法与 JPS 算法的寻径性能对比

Fig. 11 Performance comparison of A* algorithm and JPS algorithm for path planning in 2D map (9×9)

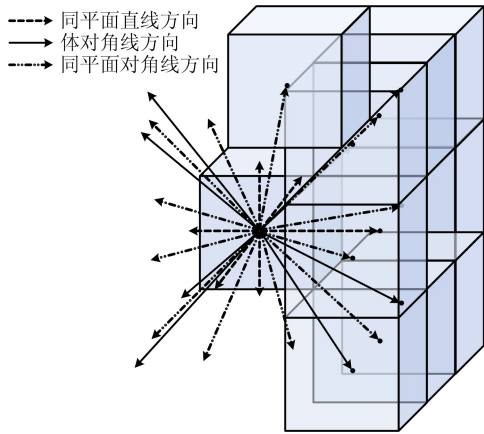


图 12 3D JPS 算法的搜索扩展方向

Fig. 12 Search expansion direction of the 3D JPS algorithm

搜索。

Openlist 和 Closelist 用于记录和继续搜索跳点, Openlist 存储当前搜索节点中的候选跳点,并计算每个候选跳点的启发式函数,从 Openlist 中取出最小启发式函数对应的跳点 r_c ,将其添加到 Closelist 中。将 r_c 作为当前父代跳点,基于 r_c 进行后续搜索,迭代搜索并更新 Openlist 和 Closelist,直到无人机飞行任务的目标位置被添加到 Closelist 中,搜索完成。参考路径由 Closelist 中的跳点生成,路径查找步骤如下。

步骤 1:初始化复杂城市低空环境,并选择栅格粒度进行离散化处理。

步骤 2:设置无人机的初始位置 r_1 和目标位置 r_c ,将 r_1 添加到 Openlist 中。

步骤 3:通过选取具有最小成本函数 $f(r_c)$ 的候选节点确定无人机当前跳点 r_c ,从 Openlist 中删除 r_c 并将其添加到 Closelist 中。

步骤 4:基于搜索优先级(先直线后对角)从父代节点 r_p 中搜索新的可能跳点(r_c 和 r_p 是相对定义,对于下一轮迭代, r_c 是其父代节点),并将新的跳点添加到 Openlist 中,回到步骤 3。

步骤 5:检查 Closelist 中的节点,如果在 Closelist 中找到无人机目标位置 r_c 则停止搜索,通过跟踪 Closelist 中的节点产生顺序形成路径,算法结束。如果在 Closelist 中没有找到 r_c ,重复步骤 3 和步骤 4。

在步骤 1 中,为方便建模,静态城市环境被划分为栅格单元。搜索区域和栅格粒度是直接影响 JPS 路径搜索效率的两个基本因素,合理的搜索区域可以提高路径规划效率,搜索区域需考虑无人机机动

能力的约束,并根据初始位置、目标位置、无人机性能和飞行任务要求而变化。

在路径查找步骤中,通过启发式函数 $f(r_c)$ 评估候选节点,以帮助选择节点作为接下来迭代的跳点,这是扩展和搜索未选择节点的关键。通常,路径规划以当前跳点 r_c 带来的最小路径成本作为最优路径,还需考虑潜在的风险成本,两者共同组成启发式函数。设置 r_1 和 r_c 分别为无人机的初始位置和目标位置,则 $f(r_c)$ 定义为

$$\min f(r_c) = \alpha[g(r_c) + h(r_c)] + \beta p_{\text{reward}} \quad (19)$$

$$g(r_c) =$$

$$\sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (20)$$

$$h(r_c) = \sqrt{(x_c - x_1)^2 + (y_c - y_1)^2 + (z_c - z_1)^2} \quad (21)$$

$$p_{\text{reward}} = \begin{cases} [0.01h(r_c)] & P_{\text{casualty}}(x_c, y_c) > P_{A,U} \\ [-0.01h(r_c)] & P_{\text{casualty}}(x_c, y_c) \leq P_{A,U} \end{cases} \quad (22)$$

$$\sum_{r_1}^{r_c} f(r_c) \leq S_{\text{max}} \quad (23)$$

式中 N 是 Closelist 中从初始位置 r_1 开始计算到 r_c 的跳点数量; α 、 β 为权重系数; $P_{A,U}$ 为无人机 U 在当前环境下的伤亡概率平均值; $P_{\text{casualty}}(x_c, y_c)$ 为当前位置对地面行人产生的伤亡概率, h^{-1} ; S_{max} 是无人机的最大续航里程。式(20)表示无人机从初始位置 r_1 到当前跳点 r_c 的实际成本;式(21)表示从无人机当前跳点 r_c 到目标位置 r_c 的剩余路径的估计成本;式(22)确保风险成本对目标函数的影响,根据无人机当前位置设置对应的奖励函数值, $[\cdot]$ 为取整函数;式(23)表示无人机的实际续航里程需要满足最大续航里程约束。

3.2 路径重构

JPS 算法通过直线和对角线来搜索路径,路径查找过程一般从栅格中心开始,仅允许扩展到相邻栅格的中心,这导致 JPS 算法的搜索方向固定,忽略了路径可以向任何角度延伸的现实,进而导致无法生成成本更低的参考路径。鉴于此,无人机路径重构的目的旨在打破直角搜索和对角搜索算法对生成路径的限制,找到转弯数量更少、成本更低的飞行路径。为缩短路径 π^* 的长度并减少路径转弯数量,通过移除 Closelist 中一些不重要的跳点来重构路径 π^* 。

从初始位置 r_1 开始,在 Closelist 中选择下一个跳点与 r_1 组成新路径,新跳点的候选节点需要满足

无碰撞、转弯次数少、成本低三个要求。在后续步骤中,依次以相同方式确定每一个新的跳点,无碰撞是必须满足的要求,通过启发式函数来评估成本。假设重构后的新路径是 π^- , 如果存在子路径 $\pi_i^- = \{r_i \rightarrow r_j\}$ 和 $\pi_i^* = \{r_i \rightarrow r_{i+1} \rightarrow \dots \rightarrow r_j\}$, 并且满足 $f(\pi_i^-) \leq f(\pi_i^*)$, 则说明重构路径优于原来的路径 π^* 。即使在 $f(\pi_i^-) = f(\pi_i^*)$ 的情况下,虽然没有减小路径成本,但减少了转弯数量,仍将 π^- 作为更优的路径。

如图 13(a) 所示,将栅格简化为点, $\pi_i^* = \{r_1 \rightarrow r_1 \rightarrow r_2 \rightarrow r_3 \rightarrow r_4 \rightarrow r_G\}$, r_1 的候选路径为 $\pi_i^- = \{r_1 \rightarrow r_1, r_1 \rightarrow r_2, r_1 \rightarrow r_3, r_1 \rightarrow r_4, r_1 \rightarrow r_G\}$ 。按要求检查发现仅有子路径 $\pi_i^- = \{r_1 \rightarrow r_2\}$ 是无碰撞的,且

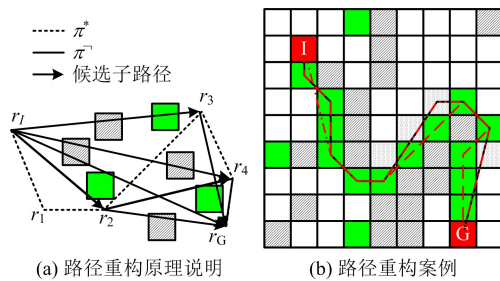


图 13 路径重构示意图

Fig. 13 Schematic diagram of path reconstruction

$f(r_1 \rightarrow r_2) < f(r_1 \rightarrow r_1 \rightarrow r_2)$, 因此选择 r_2 作为下一个跳点。 r_2 的候选路径可以是 $\pi_2^- = \{r_2 \rightarrow r_3, r_2 \rightarrow r_4, r_2 \rightarrow r_G\}$, 检查发现 r_4 满足所有要求,选择 r_4 作为 r_2 的下一个跳点。 r_4 只有一条到达 r_G 的候选路径。重构后的新路径为 $\pi^- = \{r_1 \rightarrow r_2 \rightarrow r_4 \rightarrow r_G\}$, 除了初始位置和目标位置外,仅包含两个跳点 r_2 和 r_4 。根据图 13(a) 中的方法重构图 13(b) 中的路径,结果见图 13(b)。对比原来的路径 π^* , 可以发现重构路径 π^- 不仅降低了路径成本,而且减少了两次转弯。

3.3 无人机三维路径规划仿真验证

3.3.1 试验场景设计

以 2.2 节选取的感兴趣区域 (1.5 km × 1.5 km) 为试验场景,根据 1.3 节试验结果按 1:30 的比例构建栅格化环境,即 $R(X \times Y \times Z \times l_g)$, $l_g = 30$ m。在栅格化环境下,提取城市建筑特征后,根据空域内的中高层建筑所处位置划设无人机地理围栏,并进行无人机路径规划试验。

无人机执行两个任务。

任务 1: 从出发点 (2, 18, 0) 到目的地 (43, 30, 60)。

任务 2: 从出发点 (49, 14, 0) 到目的地 (2, 42, 16)。

3.3.2 基于风险地图的机型选择试验

无人机伤亡概率风险值沿着结果路径的演变如图 14 所示,根据不同型号无人机的平均伤亡概率分

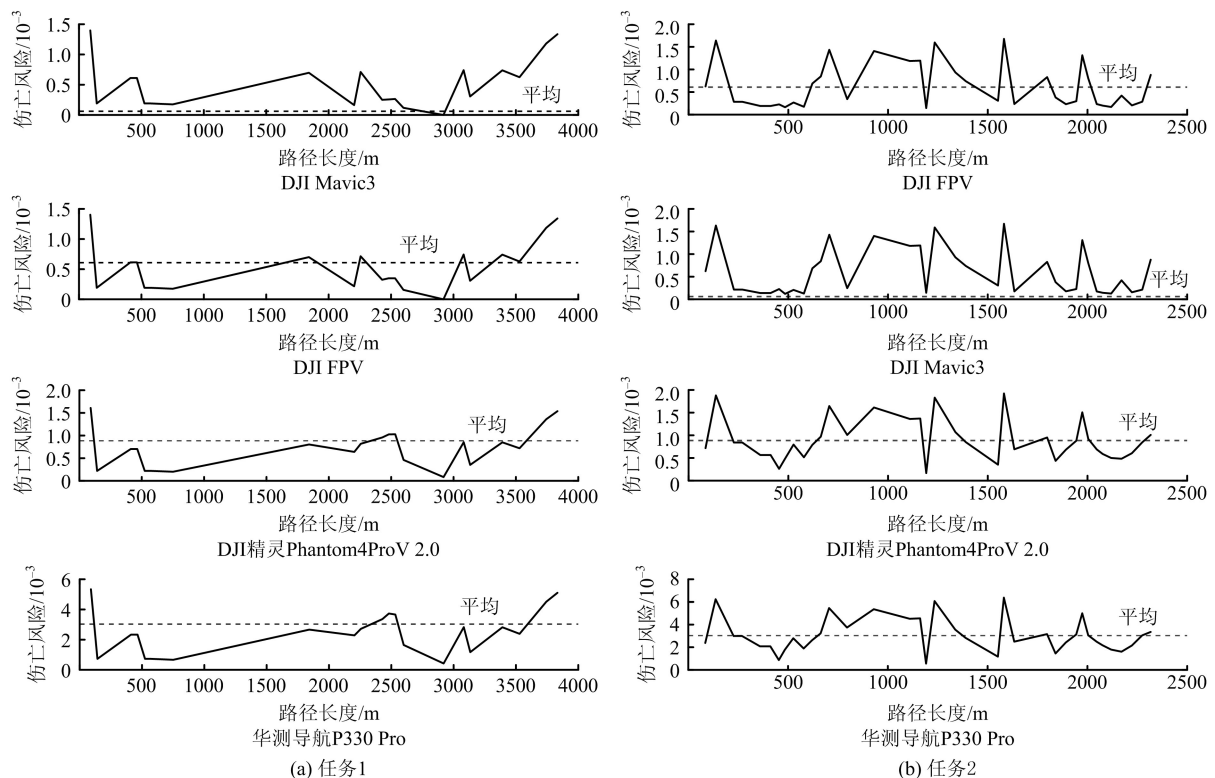


图 14 不同型号无人机伤亡风险值随路径演变结果

Fig. 14 Results of casualty risk values with path evolution for different models of UAVs

析,DJI Mavics3 无人机完全不适合在该地区执行飞行任务,任务 2 的路径伤亡风险普遍高于任务 1,华测导航 P330 Pro 风险比较高,因此选择 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 作为后续试验机型。

3.3.3 算法对比试验

首先,为测试 JPS 算法在栅格化环境下进行无人机路径规划的优势,分别使用 A* 算法和 JPS 算法进行对比仿真,在试验场景下测试无人机对于凸起静态障碍物的防撞性能,参考路径需避开出发点和目的地之间的所有静态障碍物。

取式(19)中的启发式函数中权重系数为 $\alpha = 0.8, \beta = 0.2$,结合 2.5 节 DJI 精灵 Phantom4ProV 2.0 无人机的伤亡概率分布结果,在三维地图中对任务 1 和任务 2 进行三维路径规划,结果分别见图 15 和 16。参考路径的路径长度、算法运行时间及转弯数量等评价指标的结果见表 5。

从表 5 可以看出,JPS 算法的性能在路径长度方面要优于 A* 算法,但差别并不明显,其原因有二:一是仿真环境比较局限,空间范围较小;二是城市障碍物分布密集且不均匀,使得路径规划结果较复杂。但 JPS 算法耗时和转弯数量远少于 A* 算法。在更宏观的运行场景下,算法差距在距离和时间上会更加明显。

根据路径规划结果图,两种算法得到的路径几乎是完全不同的,仅在路径前段的部分路线有所重合,在障碍物高度密集的区域,JPS 算法通过提升飞行高度和更改路径来避开诸多障碍物,从而减少转弯次数,提高无人机效率。分析路径高度变化图可以发现,在某一航路点即使无人机所处的高度和航行路线长度相同,JPS 算法会选择同样高度的其他航路点使路径更优。

对于算法时间,从表 5 可以看出 JPS 算法比 A*

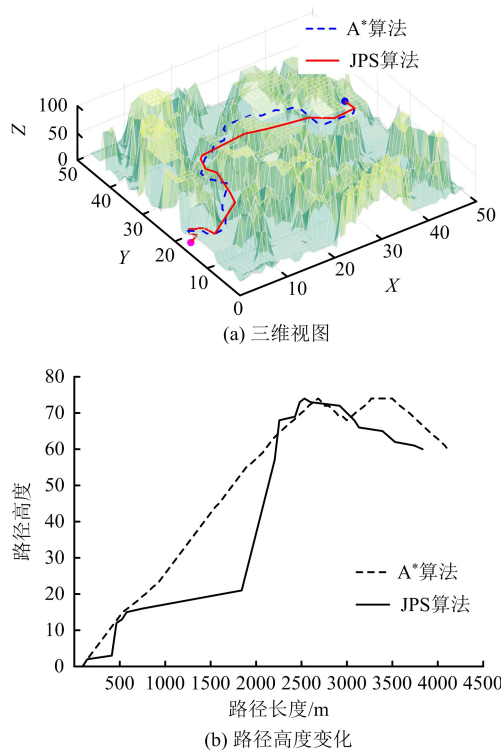


图 15 任务 1 路径规划结果

Fig. 15 Path planning results for Task 1

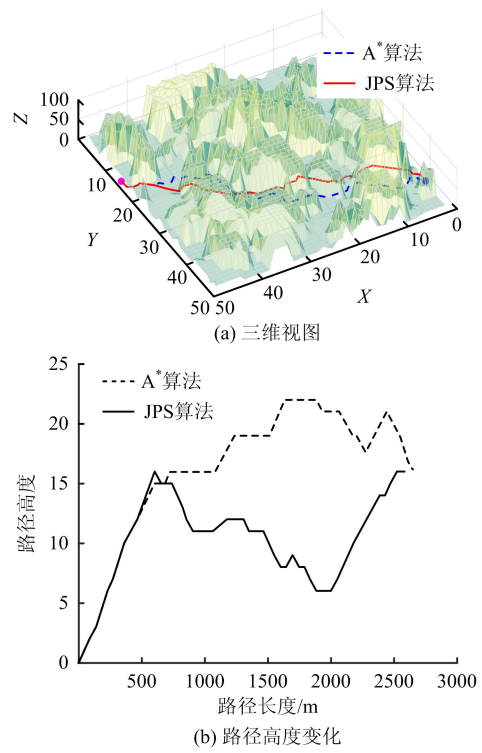


图 16 任务 2 路径规划结果

Fig. 16 Path planning results for Task 2

表 5 三维路径规划算法对比

Table 5 Comparison of algorithms with 3D path planning

任务	路径长度/m		算法时间/s		转弯数量	
	A* 算法	JPS 算法	A* 算法	JPS 算法	A* 算法	JPS 算法
任务 1	4 225. 728 6	4 109. 202 4	73. 300 3	14. 699 7	118	18
任务 2	2 662. 509 4	2 582. 236 4	37. 016 8	3. 341 5	68	36

算法更加迅速:对于任务 1, A* 算法耗时约为 JPS 算法的 5 倍;对于任务 2, A* 算法耗时约为 JPS 算法的 12 倍。分析两种算法的原理可以发现, 算法时间与关键节点数量是强相关的, 而转弯的产生原因则是选择了另一方向的关键节点来构造航路点, 因此算法时间与转弯数量呈正相关。在任务 1 中, A* 算法转弯数量比 JPS 算法多 100 个, 在任务 2 中, A* 算法转弯数量比 JPS 算法多 32 个。这两个评价指标是相互关联的, 直接印证了 JPS 算法的高效性。如果是在更复杂的环境内进行路径规划, 或执行距离更远的飞行任务, 两种算法的参考路径长度差别会更加明显, 并且 A* 算法会运行得更慢, 甚至可能达到数量级差距。

另外, 无人机路径经过的空域越复杂或路径长度越长, 随之产生的转弯数量会越多。从两种算法的寻径原理中可以看出, JPS 算法的转弯数量不会多于 A* 算法。转弯较少的飞行路径更适合无人机执行任务, 因此 JPS 算法更适合规划无人机飞行路径。

3.3.4 有效性试验

在不考虑风险地图的前提下, 使用 JPS 算法对试验场景中的任务 1 和任务 2 重新进行三维路径规划, 并与算法对比试验的路径规划结果对比, 分别见图 17 和 18。参考路径的路径长度、算法运行时间及转弯数量等评价指标的结果见表 6。

两项任务对应的路径规划结果说明基于风险地图的方法对路径规划结果产生了显著影响, 甚至会产生两种完全不同的路径方案。通过对比发现, 航路点的选择与高度无关, 因为基于概率的无人机对地风险不会因高度产生变化, 因此无人机只能通过更改路线来实现低风险路径规划, 规划结果中的高度对比只为说明路径的差异, 并不是风险地图导致了高度变化。JPS 算法结合基于概率的风险地图, 会付出一定路径长度的代价来避开潜在风险值较高的区域。

从伤亡概率分布结果中可以看出, 在基于风险地图的情况下, 整体节点的伤亡概率有所降低: 任务

1 伤亡概率大于平均值的节点数量从 4 个减少到了 2 个; 任务 2 伤亡概率大于平均值的节点数量从 14 个减少到 7 个, 较为明显。在更加复杂的城市中央商务区 (Central Business District, CBD) 区域或运行环境更大的空间下, 风险降低会更加明显。

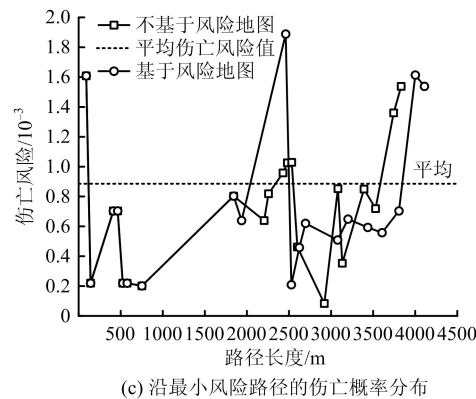
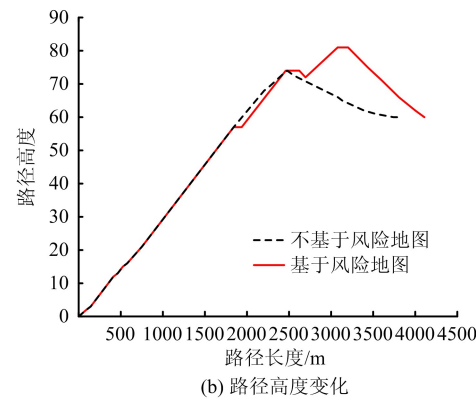
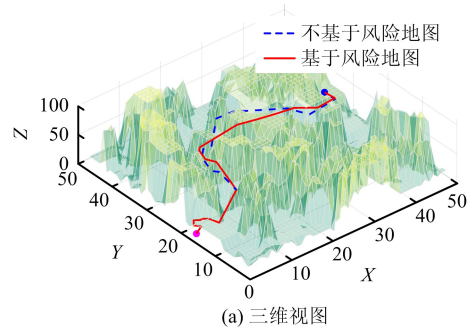


图 17 基于风险地图的任务 1 路径规划结果对比
Fig. 17 Comparison of path planning results for Task 1 based on risk map

表 6 是否基于风险地图的 JPS 算法结果对比
Table 6 Comparison of results of JPS algorithm based on risk map or not

任务	路径长度/m		算法时间/s		转弯数量	
	基于风险地图	不基于风险地图	基于风险地图	不基于风险地图	基于风险地图	不基于风险地图
任务 1	4 109. 202 4	3 833. 006 2	62. 659 4	15. 877 8	18	21
任务 2	2 582. 236 4	2 317. 078 9	25. 779 0	11. 341 5	54	38

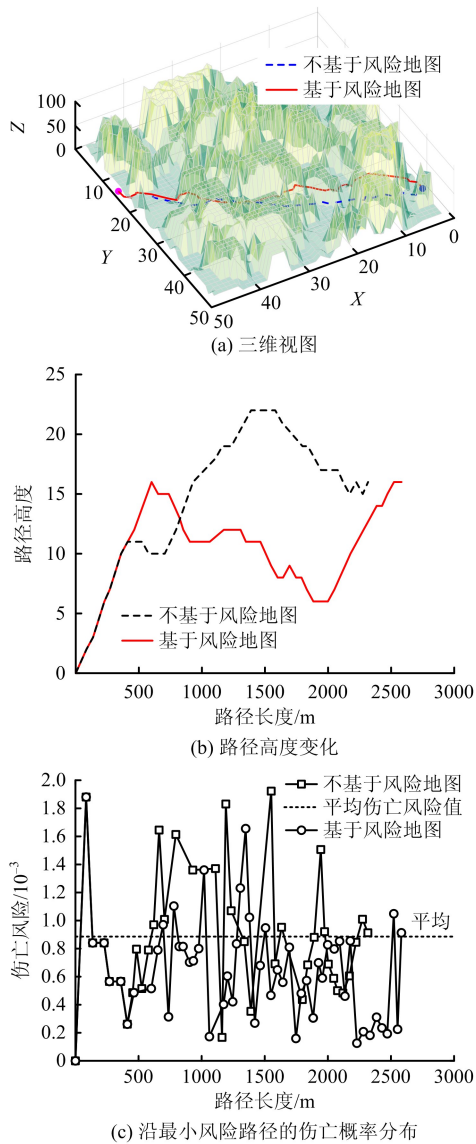


图 18 基于风险地图的任务 2 路径规划结果对比
Fig. 18 Comparison of path planning results for Task 2 based on risk map

与不采用风险地图的情况相比,基于风险地图参考路径长度分别增加了 7.2% 和 11.4%,算法时间约分别增加了 3 倍和 1 倍,转弯数量随具体任务不同有所增减。根据路径结果和环境情况分析,基于风险地图需要额外考虑路径节点的潜在对地风险,这无疑会增加算法的运行时间。启发式函数由于引入了基于对地风险的风险地图,故路径长度有所增加,转弯数量则根据实际环境的不同而有所改变。基于风险地图的无人机路径规划有效降低了路径节点的伤亡风险概率,增加的路径长度也在可接受的范围内,有效保证了无人机运行安全。若无人机飞行任务对风险更为敏感,如在人口密集区飞行或执行危险任务时,应优先考虑安全性,选择规避风险较高的区域;若无人机飞行任务对速度和效率要求较高,可接受少量的风险代价选择距离更短的路径。具体的选择偏好可根据应用场景和任务要求等实际情况进行优化调整。

3.3.5 运行风险与续航能力的相关性分析

为验证无人机不同的续航里程对路径规划算法的影响,设置 500 m、1 000 m、1 500 m 和 2 000 m 四种不同的续航里程进行对比试验,基于风险地图和不基于风险地图的最优路径结果见表 7。

在 500 m、1 000 m、1 500 m 和 2 000 m 续航里程约束下,基于风险地图的最优参考路径长度分别为 307.358 5 m、929.218 9 m、1 368.504 4 m 和 1 883.162 3 m,分别比不基于风险地图的最优参考路径长度增加了 3%、28.96%、-12.47% 和 6.29%,平均风险分别降低了 11.99%、13.24%、68.20% 和 39.91%。在 1 500 m 里程约束下,考虑风险的最优路径长度反而减小,这一情况并不具有普遍性,是实验场景的建筑物分布复杂导致的特殊

表 7 不同续航里程下的最优路径结果

Table 7 Optimal path results for different range distances

续航里程/m	条件	路径长度/m	平均风险
500	基于风险地图	307.358 5	$5.276 6 \times 10^{-4}$
	不基于风险地图	306.520 0	$5.995 6 \times 10^{-4}$
1 000	基于风险地图	929.218 9	$8.376 9 \times 10^{-4}$
	不基于风险地图	720.571 1	$9.655 8 \times 10^{-4}$
1 500	基于风险地图	1 368.504 4	$3.492 2 \times 10^{-4}$
	不基于风险地图	1 563.404 4	$10.983 4 \times 10^{-4}$
2 000	基于风险地图	1 883.162 3	$4.651 8 \times 10^{-4}$
	不基于风险地图	1 771.740 6	$7.741 5 \times 10^{-4}$

情况。随着无人机续航里程的增加,最优路径长度的改变量和无人机运行风险的减少量均先增加后降低。当续航里程较短或较长时,付出的额外路径较少却能使风险降低较为明显,充分说明了本文方法的优势;当续航里程适中时,虽然额外路径增加较多,但并非不可接受,多次试验证实路径增加量均不会超过50%。无人机运行的平均风险减小量与实际的运行场景相关,无法得出准确规律,但所有场景下无人机运行的平均风险均得到有效降低。

综上所述,基于风险地图的无人机三维路径规划算法不仅能有效降低无人机运行风险,且付出的额外路径代价较为合理,在中等距离任务场景下的路径代价较为突出,在短距离和长距离任务场景下效果最好。

3.3.6 灵敏度分析

为分析启发式函数中权重系数 α 、 β 对试验结果的影响,在初始权重系数设置 $\alpha = 0.8$ 、 $\beta = 0.2$ 的基础上,对不同的权重系数取值进行重复试验。如图19所示,横坐标为权重系数 $\alpha = 0.1 \sim 0.9$,从路径长度、算法时间、平均伤亡风险和转弯数量四个维度进行评估。根据试验结果:当 α 较小时算法求得的最优路径不随 α 的值产生变化;随着 α 逐渐增大,上述评估指标与权重系数之间没有相关性,没有明显的普适性规律。

综合四种评估指标,选取 $\alpha = 0.8$ 、 $\beta = 0.2$ 或 $\alpha = 0.7$ 、 $\beta = 0.3$ 最为合理,虽然各种指标是波动变化的,但在这两种参数下整体具有较好的效果。为方便研究,本文试验统一选取 $\alpha = 0.8$ 、 $\beta = 0.2$ 作为权重系数。

此外,本文测试了JPS算法在具有相同初始位置 and 不同高度目标的路径规划中的灵敏度。结果如图20所示,其中初始位置为(49, 14, 0),设定了四个目标,见表8。从结果可以看出,改变高度后算法获得的路径仍然没有碰撞,飞行距离和计算时间取决于具体目标和静态障碍物的分布。

4 结论

(1)提出了基于越界冲突率和缓冲概率占比的无人机地理围栏安全缓冲间距最优标定方法,对最佳缓冲间距28.90 m进行了科学标定,并以此作为设置低空空域30 m为最佳栅格粒度的依据。通过仿真试验发现,安全缓冲间距主要与无人机保护区尺寸、速度上限和加速度有关,与无人机型号的相关性很小。

表8 具有不同目标高度的结果

Table 8 Results with different target heights

目标	飞行距离/m	计算时间/s
(2, 42, 16)	2 582.236 4	25.779 0
(2, 42, 36)	3 009.583 0	21.008 7
(2, 42, 56)	2 897.710 1	16.663 5
(2, 42, 76)	3 165.645 7	26.978 1

(2)构建了由人口密度层、遮蔽层和障碍层构成的无人机风险地图,建立了弹道下降和失控滑行两种下降模式下的无人机对地风险评估模型,生成了精细化、组合化的城市低空概率风险地图。通过仿真试验发现,固定翼无人机的伤亡风险是多旋翼无人机的3~50倍,弹道下降模式的伤亡风险是失控滑行下降模式的5~75倍。无人机性能越好不代表其产生的潜在风险越低,而是与其质量、尺寸、速度和环境因素有关。

(3)面向运行前阶段,建立了基于风险地图的城市低空无人机三维路径规划方法,以可接受的少量额外路径作为代价,可有效降低执行长距离任务时的潜在对地风险。通过仿真试验发现:与传统的A*算法相比,JPS算法规划的无人机路径转弯数量分别减少了100个和32个,算法时间有明显缩短;基于划设的地理围栏进行无人机路径规划,可在长距离飞行时显著减少路径转弯数量;基于风险地图的无人机路径规划减少了50%的较高风险节点,相应的路径长度仅增加了7.2%和11.4%,整体路径节点的伤亡风险明显降低,有效保证了无人机运行安全。

参考文献 (References):

- [1] JIANG T, GELLER J, NI D H, et al. Unmanned Aircraft System traffic management: concept of operation and system architecture [J]. International Journal of Transportation Science and Technology, 2016, 5(3): 123-135.
- [2] BOSELLI C, DANIS J, MCQUEEN S, et al. Geo-fencing to secure airport perimeter against sUAS [J]. International Journal of Intelligent Unmanned Systems, 2017, 5(4): 102-116.
- [3] ZHANG J P, ZOU X, WU Q G, et al. Empirical study of airport geofencing for unmanned aircraft operation based on flight track distribution [J]. Transportation Research

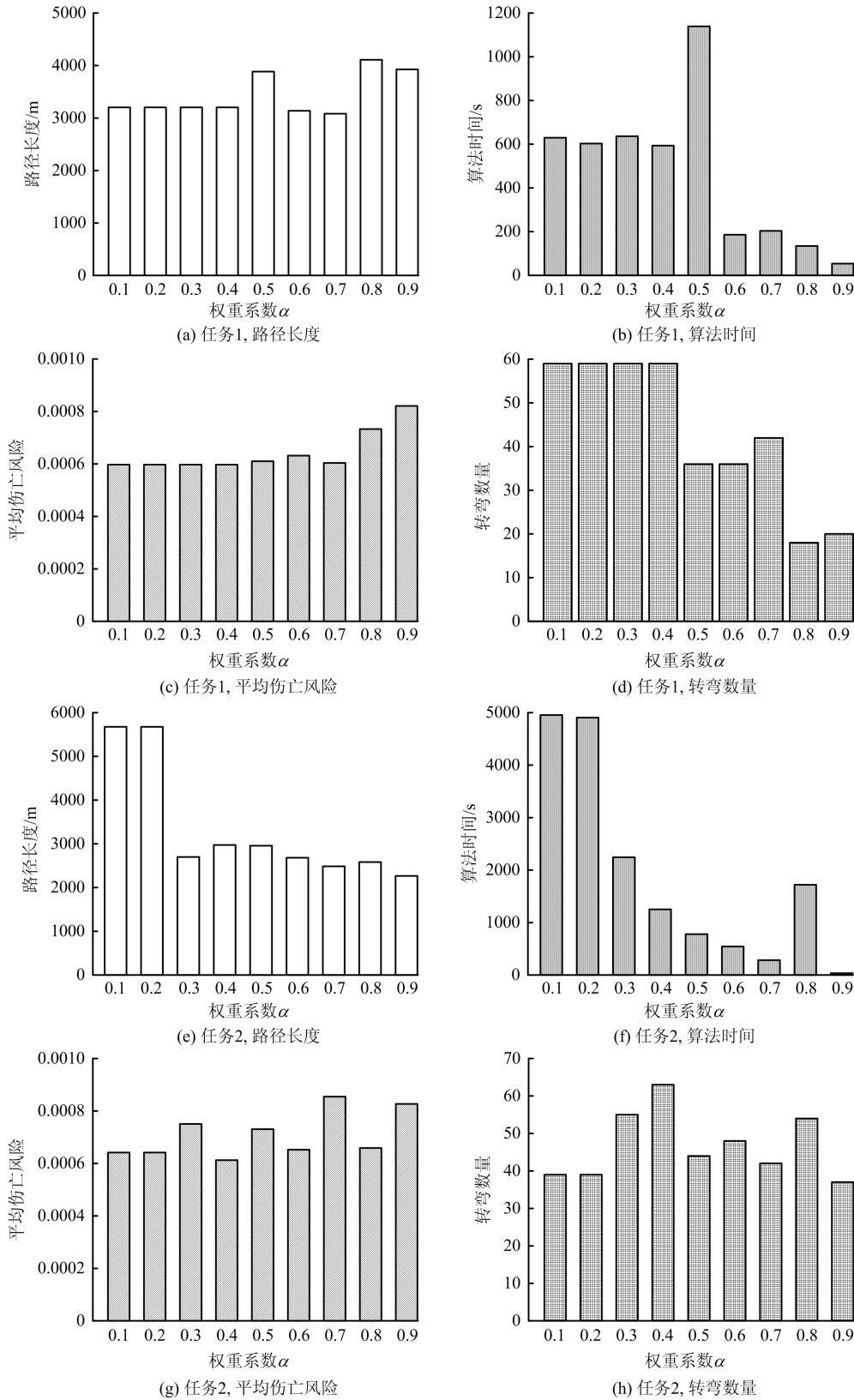


图 19 权重系数灵敏度分析

Fig. 19 Sensitivity analysis of weighting factors

Part C, 2020, 121: 102881.

[4] LIU Y, ZHU Y J, WANG Z, et al. Ground risk

estimation of Unmanned Aerial Vehicles based on probability approximation for impact positions with multi-

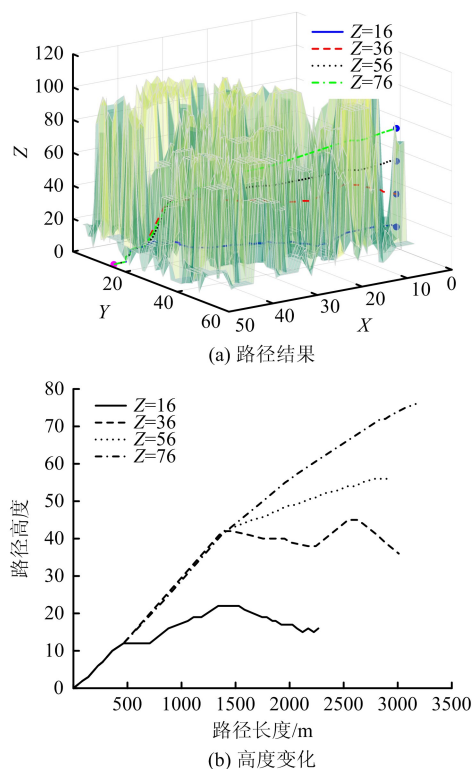


图20 具有不同目标高度的参考路径

Fig. 20 Reference paths with different target heights

uncertainties[J]. *Electronics*, 2023, 12(4): 829.

- [5] JEONG S, YOU K, SEOK D. Hazardous flight region prediction for a small UAV operated in an urban area using a deep neural network[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 118: 107060.
- [6] LÜ Z H, HUO L, SHEN M F. Four-rotor UAV safe landing risk assessment method [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, 677(3): 032005.
- [7] ASMA T, ROBERTO S, ALESSANDRO G. Probabilistic safety assessment for UAS separation assurance and collision avoidance systems [J]. *Aerospace*, 2019, 6(2): 19.
- [8] 谢华, 苏方正, 尹嘉男, 等. 复杂低空无人机飞行冲突网络建模与精细管理[J]. *航空学报*, 2023, 44(18): 221-241.
- XIE H, SU F Z, YIN J N, et al. Complex low-altitude Unmanned Aerial Vehicle flight conflict networks modeling and precision management research[J]. *Act Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(18): 221-241.
- [9] DENG Y, CHEN Y X, ZHANG Y J, et al. Fuzzy Dijkstra algorithm for shortest path problem under uncertain environment [J]. *Applied Soft Computing*

Journal, 2011, 12(3): 1231-1237.

- [10] ZAMMIT C, VAN K E J. Comparison between A* and RRT algorithms for 3D UAV path planning [J]. *Unmanned Systems*, 2022, 10(2): 129-146.
- [11] 洪振杰, 陈亮, 叶永. 面向超强台风的大规模人群疏散车辆路径规划方法[J]. *安全与环境学报*, 2019, 19(5): 1669-1675.
- HONG Z J, CHEN L, YE Y. A renovated route planning method for vehicles to evacuate from the large massive crowds in case of strong typhoon threat [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2019, 19(5): 1669-1675.
- [12] 艾洪舟, 何鑫, 刘全义, 等. 通用航空山区救援安全航迹规划模型[J]. *安全与环境学报*, 2023, 23(2): 506-514.
- AI H Z, HE X, LIU Q Y, et al. General aviation trajectory planning for rescue in mountainous areas based on flight safety[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2023, 23(2): 506-514.
- [13] YAN C, XIANG X J, WANG C. Towards real-time path planning through deep reinforcement learning for a UAV in dynamic environments [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 98: 297-309.
- [14] LIU Y, ZHANG X J, ZHANG Y, et al. Collision free 4D path planning for multiple UAVs based on spatial refined voting mechanism and PSO approach [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2019, 32(6): 1504-1519.
- [15] PARK S H, CHOI H L, ROY N, et al. Learning the covariance dynamics of a large-scale environment for informative path planning of Unmanned Aerial Vehicle sensors [J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2010, 11(4): 326-337.
- [16] HARABOR D, GRASTIEN A. The JPS pathfinding system [C]//The International Symposium on Combinatorial Search, July 19-21, 2012, Niagara, Ontario. Washington, DC: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2012: 207-208.
- [17] ZHANG M, LOW K H. A preliminary path planning algorithm for the last-mile delivery by an Unmanned Aerial Vehicle in urban town areas [C]//Proceedings of AIAA Aviation 2021 Forum. Washington, DC: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2021: 2379.
- [18] 全权, 李刚, 柏艺琴, 等. 低空无人机交通管理概览与建议[J]. *航空学报*, 2020, 41(1): 1-29.

QUAN Q, LI G, BAI Y Q, et al. Low altitude UAV traffic management: an introductory overview and proposal[J]. Act Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(1): 1-29.

- [19] KIM J, ATKINS E. Airspace geofencing and flight planning for low-altitude, urban, small unmanned aircraft systems [J]. Applied Sciences, 2022, 12(2): 576.
- [20] CLOTHIER R, WALKER R. Determination and evaluation of UAV safety objectives[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Unmanned Air Vehicle Systems. Bristol: University of Bristol, 2006: 1-16.

Safety risk assessment and three-dimensional path planning for UAV in complex urban low-altitude airspace

XIE Hua^{1,2}, HAN Site^{1,3}, YIN Jianan^{1,3}, JI Xiaohui², YANG Yichen²

(1 State Key Laboratory of Air Traffic Management System, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2 College of General Aviation and Flight, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 3 College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To meet the pressing need for improved safety and efficiency of low-altitude Unmanned Aerial Vehicle (UAV) flights in complex urban environments, a method for complex urban low-altitude UAV safety risk assessment and three-dimensional (3D) path planning is proposed. Firstly, based on a hierarchical structure of origin/destination/warning boundaries, UAV out-of-bounds conflict rate and buffer airspace occupancy ratio indicators are designed. An optimization model for UAV geofence safety buffer distance is established, and the optimal buffer distance of 28.90 m is scientifically calibrated, serving as the basis for setting the optimal grid granularity of 30 m for the low-altitude airspace. Then, a UAV risk map consisting of a population density layer, sheltered layer, and obstacle layer is constructed. A risk-to-ground assessment model for UAVs is established for two descent modes: ballistic descent and uncontrolled glide, generating a fine-grained and composite urban low-altitude probability risk map. Finally, initial planning, optimization reconstruction, and simulation

experiments are conducted for UAV 3D path utilizing geofences, probability risk map, and Jump Point Search algorithm. The effectiveness of the 3D path planning method is verified, and the parameter sensitivity of the path planning model is analyzed. Experimental results demonstrate that the casualty risk of fixed-wing UAVs is 3 to 50 times higher than that of rotary-wing UAVs, and the casualty risk of ballistic descent mode is 5 to 75 times higher than that of uncontrolled glide de-scent mode. Compared to the A* algorithm, the Jump Point Search algorithm effectively reduces the number of turns and solution time for flight paths, making it more suitable for planning UAV flight paths. Compared to the method without a risk map, UAV path planning based on a risk map reduces 50% of high-risk nodes, with an increase in path length of only 7.2% and 11.4%. The overall casualty risk of path nodes is significantly reduced, effectively ensuring the safety of UAV operations and demonstrating significant effectiveness in executing long-distance missions. The research findings provide a theoretical basis and methodological support for the formulation of flight plans and safety operation supervision for complex urban low-altitude UAV flights.

Key words: safety systematics; urban low-altitude; Unmanned Aerial Vehicle (UAV); geofence; safety assessment; path planning; Jump Point Search algorithm