

文章编号:1671-1637(2026)03-0140-19

风险规避与组合策略融合的多无人机 协同路径规划方法

羊 钊*, 齐洪彪, 于阳阳, 郭悦翔, 李加琛

(南京航空航天大学 通用航空与飞行学院, 江苏 溧阳 213300)

摘要:针对低空经济发展过程中无人机在城市复杂环境运行时面临的安全性、经济损失、社会影响及运行效率等挑战,提出了一种融合风险规避与组合策略的多无人机协同路径规划方法。首先,基于真实城市环境构建三维栅格地图,融合多源风险信息,建立了风险评估与动态风险地图模型;其次,针对单架无人机,基于动态风险地图改进路径规划算法,引导无人机主动规避高风险区域,实现了路径总风险与长度的协同最小化;再次,针对多无人机间的冲突问题,综合考虑冲突风险、路径长度、路径风险和剩余路程比等指标,构建无人机优先级计算模型,并制定组合冲突消解策略,实现了多无人机协同路径规划。试验结果表明:所提改进算法相较于Dijkstra算法、蚁群优化算法和粒子群优化算法,路径风险分别降低了6.59%、25.94%和20.24%,路径长度分别减少了9.80%、11.94%和9.54%;在多无人机协同规划中,所设计的组合冲突消解策略针对5、10、15架无人机不同规模场景,其计算耗时较路径重规划策略分别降低了24.56%、27.42%和36.42%,任务耗时较起点等待策略分别减少了2.83%、3.29%和4.09%。该方法可高效解决无人机间的冲突,最终生成兼具安全性与经济性的协同飞行路径。

关键词:低空交通;多无人机;冲突消解;路径规划;动态风险地图

中图分类号:U121 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.089

Multi-UAV cooperative path planning method integrating risk avoidance and combined strategy

YANG Zhao*, QI Hong-biao, YU Yang-yang, GUO Yue-xiang, LI Jia-chen

(College of General Aviation and Flight, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Liyang 213300, Jiangsu, China)

Abstract: To address challenges such as safety, economic loss, social impact, and operational efficiency faced by unmanned aerial vehicles (UAVs) operating in complex urban environments during the development of the low-altitude economy, a multi-UAV cooperative path planning method integrating risk avoidance and a combined strategy was proposed. First, based on the real urban environment, a three-dimensional grid map was constructed, and multi-source risk information was integrated to establish a risk assessment and dynamic risk map model. Second, for a single UAV, the path planning algorithm was improved based on the dynamic risk map to guide the aircraft to actively avoid high-risk areas, achieving the synergistic minimization of total

出版历程:2025-07-25 收稿,2025-09-13 修回,2025-11-04 录用

基金项目:国家自然科学基金项目(52172328);南京市重大科技专项项目(202405026,202512086)

* **作者简介:**羊 钊(1988-),女,江苏南京人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:yangzhao@nuaa.edu.cn。

引用格式:羊 钊,齐洪彪,于阳阳,等. 风险规避与组合策略融合的多无人机协同路径规划方法[J]. 交通运输工程学报,2026,26(3):140-158.

Citation: YANG Zhao, QI Hong-biao, YU Yang-yang, et al. Multi-UAV cooperative path planning method integrating risk avoidance and combined strategy[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 140-158.

path risk and length. Third, to address the conflict problem among multiple UAVs, a priority calculation model was constructed by comprehensively considering indices such as conflict risk, path length, path risk, and remaining distance ratio, and a combined conflict resolution strategy was formulated to achieve multi-UAV cooperative path planning. Experimental results indicate that compared with the Dijkstra algorithm, ant colony algorithm, and particle swarm optimization algorithm, the proposed improved algorithm reduce the path risk by 6.59%, 25.94%, and 20.24%, respectively and decrease the path length by 9.80%, 11.94%, and 9.54%, respectively. In the multi-UAV cooperative planning, for scenarios with 5, 10, and 15 UAVs, the calculation times of the designed combined conflict resolution strategy is reduced by 24.56%, 27.42%, and 36.42%, respectively, compared with the path replanning strategy; the task durations is reduced by 2.83%, 3.29%, and 4.09%, respectively, compared with the starting point waiting strategy. The method can efficiently resolve conflicts between UAVs and finally generate cooperative flight paths with both safety and cost-effectiveness.

Keywords: low-altitude traffic; multi-UAV; conflict resolution; path planning; dynamic risk map

Publication history: Received 2025-07-25; Received in revised form 2025-09-13; Accepted 2025-11-04

Funding: National Natural Science Foundation of China (52172328); Major Science and Technology Project of Nanjing (202405026, 202512086)

* **Corresponding author:** YANG Zhao, professor, PhD, E-mail: yangzhao@nuaa.edu.cn.

0 引言

近年来,依托低空空域资源,低空经济呈现快速发展态势,已广泛应用于数据采集^[1-2]、物流配送^[3-4]、应急救援^[5-6]、活动监测^[7-8]和城市交通管理^[9-10]等多个领域。路径规划技术作为支撑无人机安全高效运行的核心环节,是推动低空经济高质量发展的关键之一,对其进行深入研究具有重要的现实意义。

无人机路径规划需综合考量多方面约束与目标:一是安全性,需实现对建筑物、禁飞区等静态障碍的有效规避,保障无人机自身及地面人员安全;二是经济性,需降低无人机自身损毁及与建筑、地面设施碰撞导致的损失;三是社会影响,需最大限度减少无人机运行产生的噪声干扰,降低对居民日常生活的影响;四是运行效率,需规划更短、更安全的飞行路径,以降低运营成本并提升整体效能。现有研究在风险量化方面仍面临挑战,尤其是对地面人员和车辆、噪声污染及风场干扰等多源、动态风险的统一表征与建模尚不充分,制约了复杂城市环境下无人机路径的整体安全与可持续性水平。因此,如何在保障飞行安全的前提下,提升运行效率,降低各类风险与成本,减轻社会影响,实现无人机路径的合理规划,已成为推动低空经济可持续健康发展的一项关键问题。

针对城市低空无人机运行中的环境风险建模,Pang等^[11]基于地铁刷卡数据,用随机森林-重力扩散模型把静态人口数据转化为一定范围内的动态人口密度,实现时空地面风险指数映射;Zhou等^[12]使用K-Means解译卫星影像,将卫星遥感、建筑高度与人口数据转化为“人口-遮蔽-障碍”3层风险图,实现城市低空无人机运行的静态环境风险建模;Kim等^[13]以城市真实数据为底图,把地面风险量化为可计算指标,再与碰撞模型和无人机失效率耦合,反推出满足安全目标的走廊通行上限,实现城市低空风险-容量一体化建模。此外,针对风扰动风险,Gault等^[14]将真实城市风速场转化为概率碰撞图,把高湍流区域视为服从数据驱动分布的时变风险源;赵焱飞等^[15]融合风场与湍流动能的城市低空风险建模框架,将高风速区和建筑物尾流湍流区统一划设为概率型飞行禁区。

针对路径规划问题,国内外诸多学者对单无人机路径规划和多无人机协同路径规划开展了一系列研究。如为解决复杂城市低空环境下的单物流配送问题,通过改进A*算法^[16]和人工蜂群算法^[17],为物流无人机路径规划提供高效安全的解决方案;崔双鹏等^[18]通过改进深度强化学习方法在未知环境中迭代优化策略网络,能够避免局部最优并显著提升收敛效率,实现无人机在多约束环境下的三维路径规划;Tian等^[19]提出三步经验缓存采样的深度确定性

策略梯度算法框架,将城市空域三维栅格经验分层回放,加快无人机路径规划策略收敛速度,在复杂障碍环境中实现毫秒级实时航迹生成;Huang 等^[20]在快速随机探索树(Rapidly-exploring Random Trees, RRT)中引入局部密度梯度引导采样,显著减少冗余节点并缩短航迹长度,同时保持随机完备性,试验结果表明,单无人机在复杂城市障碍环境下,能以更高效率生成四维时空可飞航迹,为实时重规划提供轻量级解决方案;Niu 等^[21]提出改进干扰流体动力系统与轻量化前馈神经网络耦合的三维实时动态路径规划框架,通过神经预测快速更新障碍扰动场,使单无人机在未知城市空域内实现毫秒级航迹重规划并保持可飞平滑性。但是,鉴于各类单一的路径规划算法各有优缺点,研究人员通常将多种算法集成以发挥各算法的优势,从而创建混合路径规划算法,例如,Feng 等^[22]在 RRT* 算法的基础上引入人工势场算法(Artificial Potential Field, APF)来改进避障性能,提高初始路径的生成速度并减少迭代次数;Yang 等^[23]融合灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)和混沌博弈优化算法,增强 GWO 的探索性,加快收敛速度,避免陷入局部最优;Yu 等^[24]将强化学习与布谷鸟搜索算法结合,提出了一种三维无人机路径规划算法。

虽然上述研究为单架无人机在各类环境中的路径规划提供了解决方案,但在复杂环境适应性及任务完成效率方面存在明显局限。因此,为提高无人机的适应性和效率,学者对多无人机路径规划也进行了大量研究工作。如为提升多无人机在实时性要求较高任务中的协同工作效能,陈洋等^[25]提出一种多目标灰狼算法,将最大信息延迟量化为优化目标;Song 等^[26]基于改进模型预测控制算法,为无人机集群设计在线滚动轨迹规划框架,在动态障碍和机间耦合约束下实时生成四维无冲突航迹,实现大规模多机对机动目标的持续跟踪;Zhang 等^[27]将最优一致性控制与改进人工势场耦合,通过粒子群在线优化速度指令,实现多无人机在动态障碍环境下的分布式实时航迹规划,同时引入共线力偏转角及机间虚拟力场,有效克服传统 APF 的局部极小与碰撞风险,并兼顾编队收敛、避障与可扩展性;Zhou 等^[28]为解决在障碍物和威胁区域的多无人机路径规划问题,提出知识辅助两阶段协同进化算法,并引入先验航迹知识,有效提升大规模场景下非支配解集的收敛性与多样性;Hu 等^[29]提出多算法融合蚁群优化框架,在三维障碍环境中构建多无人机协同航迹规划模

型,同步优化路径长度、能耗及机间避碰约束,提升非凸空域下群体路径的收敛精度与可行解多样性;Zhang 等^[30]提出一种融合信息交互与老化机制的狼群算法,用于复杂山地环境下多无人机的全局航迹规划,通过改进初始化、自适应搜索与变异策略显著提升规划精度与收敛性能;Yildiz 等^[31]将粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)与 RRT* 算法结合,在三维城市空域内为无人机集群生成兼顾最短航程与编队保持的协同航迹,提高了在大范围环境中的路径规划和收敛效率;Lei 等^[32]针对多无人机城市任务需求,将蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)与粒子群算法相结合,利用粒子群算法生成次优解作为蚁群算法信息素分布的初始条件,提高了算法适应度并降低了运行时间。

尽管现有研究在无人机路径规划领域已取得一定进展,但无人机在复杂环境中的实际应用仍存在诸多局限。在三维环境中,受结构约束^[33]和环境不确定性^[34]影响,路径规划的技术难度显著高于二维场景,且可行性更难保障。当前多数路径规划算法以生成无碰撞路径^[35]及降低飞行能耗^[36]为核心目标,但对城市复杂环境(例如人口车辆密集的场景)下的无人机应用场景缺乏充分探索;现有城市环境建模多聚焦于单一风险源,对多源信息融合尚浅,风险场完整性不足,路径规划难以及时应对复杂隐患。此外,单架无人机在任务载荷和飞行能力上存在明显局限,而现有多无人机路径规划研究中,无人机间的协同机制仍有不足,部分研究忽视协同因素,而更加关注单机路径规划问题。

鉴于此,本文针对风险规避与组合策略融合的多无人机协同路径规划问题展开研究:首先,基于真实城市环境建立三维栅格地图,融合多源风险评估模型建立动态风险地图;在此基础上,面向单个无人机构建基于动态风险地图的四维路径规划方法,生成路径长度与风险均达最小化的全局无碰撞路径;进而,以单机全局最优路径为基础,面向多无人机构建协同规划模型,综合考虑冲突次数、单机路径风险等指标计算无人机优先级,提出“路径重规划”与“起点等待”相结合的冲突消解策略,实现不同规模下的多无人机协同路径规划,为低空无人机的安全高效运行提供理论支撑。

1 多源风险城市复杂环境建模

1.1 三维栅格地图建模

低空环境中建筑密集且分布不均,为保障无人

机安全运行,本文以试验区域经纬度最小点为原点 O ,定义经度增大方向为 X 轴正方向,纬度增大方向为 Y 轴正方向,垂直地面高度增加方向为 Z 轴正方向,构建笛卡尔坐标系。结合无人机性能参数与任务需求,确定栅格尺寸后,将无人机运行环境划分为

大小均等的三维栅格;通过提取建筑物轮廓、高度等相关信息,建立三维栅格地图。其中,包含建筑等静态障碍物或其他动态障碍物的栅格被标记为不可通行,其余栅格为可通行区域,具体三维栅格地图的构建方式如图1所示。

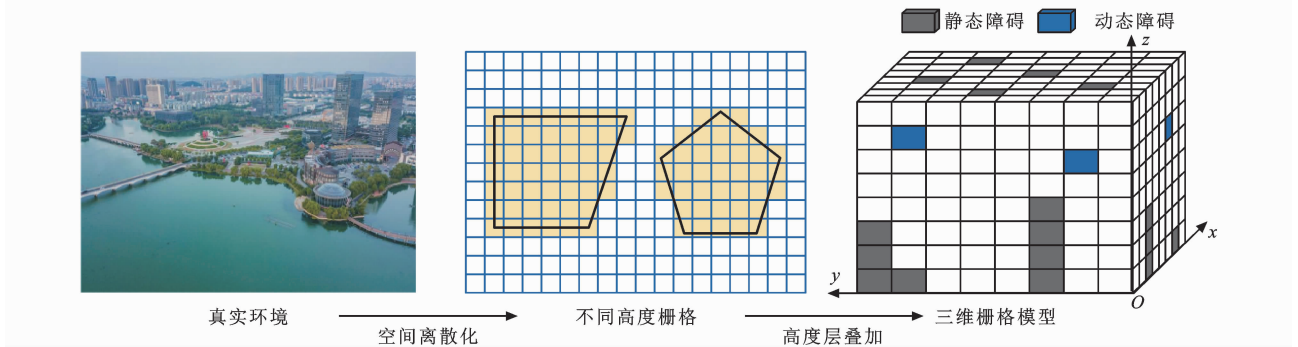


图1 三维栅格地图建模

Fig. 1 3D grid map modeling

1.2 多源风险评估建模

在人口密集、车流量大且建筑集中的复杂城市环境中,无人机运行面临多重风险。为应对这些风险的定量评估,本文构建了风险评估模型,将总风险 r 分解为人员伤亡风险 r_d 、建筑碰撞风险 r_b 、噪声风险 r_n 和风速风险 r_w 四个组成部分,其计算公式为

$$r = w_d r_d + w_b r_b + w_n r_n + w_w r_w \quad (1)$$

式中: w_d 、 w_b 、 w_n 、 w_w 分别为对应风险的权重系数。

1.2.1 人员伤亡风险模型

城市环境中行人与车辆分布密集,若无人机因故障坠向地面,可能与行人以及车内人员碰撞并造成伤亡。为定量评估此类风险成本,本文将无人机的人员伤亡风险 r_d 定义为单位飞行小时的预期伤亡人数,其由行人伤亡风险成本 r_{peo} 和车内人员伤亡风险成本 r_{car} 两部分组成

$$r_d = r_{peo} + r_{car} \quad (2)$$

为了定量评估伤亡风险成本,将无人机坠毁造成人员伤亡分为3个连续的阶段:(a)无人机因系统故障坠机;(b)无人机坠落与行人或车内人员发生碰撞;(c)造成人员伤亡。因此行人伤亡风险成本 r_{peo} 可表示为^[37-38]

$$r_{peo} = P_{crash} N_{hit_p} Q_{death_p} \quad (3)$$

$$N_{hit_p} = S_{hit} D_{peo} \quad (4)$$

$$S_{hit} = \pi \left[L_u + \frac{H_p}{\tan(\beta)} + 2R_p \right]^2 \quad (5)$$

式中: P_{crash} 为无人机故障率; Q_{death_p} 为碰撞事故中的行人死亡概率; N_{hit_p} 为无人机碰撞行人数量,与人口密度和碰撞区域面积有关; D_{peo} 为碰撞区域内的

人口密度; S_{hit} 为无人机碰撞影响的区域面积; L_u 为无人机尺寸最大值,设置为0.35 m; H_p 为行人的平均高度,设置为1.75 m; R_p 为行人的地面投影平均半径,设置为0.25 m; β 为无人机在没有动力的情况下坠落式的下降角度。

碰撞事故中的行人死亡概率 Q_{death_p} 计算公式为

$$Q_{death_p} = \frac{1}{1 + \sqrt{\delta/\epsilon} (\epsilon/E)^{1/4c_s}} \quad (6)$$

$$E = \frac{1}{2} m v^2 = \frac{m^2 g}{R_l S_{hit} \rho_A} (1 - e^{-\frac{h R_l S_{hit} \rho_A}{m}}) \quad (7)$$

式中: c_s 为遮蔽系数,取值为(0,1]内的实数,值越大行人和车辆的暴露程度越高,受到的碰撞程度越大; δ 为 $c_s=0.5$ 时行人死亡率达到50%所需的碰撞能量^[38-39]; ϵ 为 c_s 趋近于0时造成行人死亡所需的碰撞能量阈值; E 为无人机与行人碰撞时刻的动能; m 为无人机的质量; v 为碰撞时的瞬时速度; g 为重力加速度; R_l 为无人机阻力系数; ρ_A 为空气密度; h 为无人机飞行高度。

车内人员伤亡风险成本 r_{car} 计算为

$$r_{car} = P_{crash} N_{hit_c} Q_{death_c} \quad (8)$$

$$N_{hit_c} = S_{hit} D_{car} \quad (9)$$

$$Q_{death_c} = \frac{1}{1 + \sqrt{\delta/\epsilon} (\epsilon/E_{c_k})^{1/4c_s}} \quad (10)$$

$$E_{c_k} = \frac{1}{2} m (v^2 + v_c^2) \quad (11)$$

式中: Q_{death_c} 为碰撞事故中车内人员的平均死亡率; N_{hit_c} 为无人机撞击车辆数量; D_{car} 为碰撞区域内的车辆密度; E_{c_k} 为无人机与车辆碰撞时刻的动能,与无人机碰撞时的瞬时速度 v 、车辆道路限速 v_c 和无

人机质量 m 有关。

由于实际车辆密度数据的难以获得,本文采用正态分布来近似研究区域的车辆密度,表示为

$$D_{\text{car_random}} \sim N(\mu_{\text{car}}, \sigma_{\text{car}}^2) \quad (12)$$

$$D_{\text{car}} = \max\{0, \min\{2\mu_{\text{car}}, D_{\text{car_random}}\}\} \quad (13)$$

车辆密度在 $0 \sim 2\mu_{\text{car}}$ 随机选取。据南京市 2024 年江宁区统计年鉴数据显示,截至 2023 年底,全区公路总里程 2 404 km,民用机动车 727 820 veh。假设平均道路宽度为 25 m,则平均车辆密度 μ_{car} 约为 $1.348 \times 10^3 \text{ veh} \cdot \text{km}^{-2}$ 。考虑到城市交通密度的多变化性,将标准差 σ_{car} 设置为 $5.0 \times 10^2 \text{ veh} \cdot \text{km}^{-2}$ 。

1.2.2 建筑碰撞风险模型

城市中密集的建筑给无人机运行带来显著风险,飞行过程中若与建筑发生碰撞,可能造成财产损失。无人机飞行高度越低,建筑密集程度越高,潜在风险越大,作业效率也越低。反之,在高度较高且空旷的区域飞行时,安全性和效率均会提升。由于城市中建筑高度分布服从对数正态分布且具有不对称性,建筑碰撞风险 r_b 可通过式(14)计算

$$r_b = \begin{cases} \alpha_b \varphi(e^{\mu}) & 0 < h_b \leq e^{\mu} \\ \alpha_b \varphi(h_b) & h_b > e^{\mu} \end{cases} \quad (14)$$

$$\varphi(h_b, \mu, \sigma) = \frac{1}{h_b \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(h_b) - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (15)$$

式中: h_b 为建筑物高度; μ 、 σ 分别为对数变量的平均值和标准差; α_b 为城市不同高度建筑的风险系数,其取值为 $(0, 1]$,用于根据建筑高度调整对风险的影响。

1.2.3 噪声量化风险模型

在城市环境中,无人机运行时的噪声会对居民的生活造成一定的干扰,为减少无人机运行时带来的负面影响,将噪声纳入风险评估并进行量化建模。可将无人机噪声源视为点声源进行计算风险 r_n 为

$$r_n = S_r D_{\text{peo}} l(\tau) \quad (16)$$

式中: S_r 为无人机噪声影响面积; D_{peo} 为受影响区域人口密度; $l(\tau)$ 为位置 τ 的噪声声压级。

根据无指向性点声源几何发散衰减公式来计算不同距离处的噪声声压级如

$$l(\tau) = l(\tau_0) - 20 \lg(\tau/\tau_0) \quad (17)$$

式中: $l(\tau_0)$ 为参考位置 τ_0 的噪声声压级。

将无人机噪声源视为点声源时,其噪声以球状形式传播,虽会对水平范围内的建筑物产生影响,但建筑物的隔音性能可隔绝部分噪声(隔音效果与建筑材料等因素相关,本文暂不考虑)。因此,本文中

噪声影响的评估对象仅为户外环境中的行人。

1.2.4 风速量化风险模型

对于在城市低空环境运行的无人机,风场是需重点考量的因素,风速过大会导致无人机偏离预先规划路径,甚至引发碰撞事故,为此,本文将城市环境风速纳入风险指标体系。具体做法如下:构建城市三维模型,设置风向及相关参数后输入 CFD 软件进行仿真求解,然后结合无人机飞行参数,建立风速风险量化模型,用以计算风速风险 r_w 为

$$r_w = kt_{\text{control}} v_{\text{total}} \quad (18)$$

$$v_{\text{total}} = v + v_w \quad (19)$$

式中: k 为比例系数; t_{control} 为控制时间,即无人机从检测到扰动到恢复到原始轨迹的预估时间,本文设置为常数; v_{total} 为总速度,是无人机速度 v 和风速 v_w 之和。

1.2.5 动态风险地图建模

鉴于实时人口密度、车辆密度等高频动态数据难以直接获取,本文采用一种替代方法:结合区域平均密度数据,以及某日从百度地图慧眼城市人口地理大数据平台获取的人口与交通数据,计算得到 0:00 至 24:00 时的逐小时人口及车辆密度数据。基于第 1.2.1 节和第 1.2.3 节的方法计算实时风险后,融合其它静态风险指标构建动态风险地图。为填补各时间区间内的缺失数据,采用三次样条插值方法对区间内的人口密度和车辆密度数据进行插值计算,实时密度数据 $D(T)$ 为

$$D(T) = \begin{cases} a_1 + b_1 T + c_1 T^2 + d_1 T^3 & T \in [T_0, T_1] \\ a_2 + b_2 T + c_2 T^2 + d_2 T^3 & T \in [T_1, T_2] \\ \vdots & \\ a_n + b_n T + c_n T^2 + d_n T^3 & T \in [T_{n-1}, T_n] \end{cases} \quad (20)$$

式中: a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 为样条段在特定时间区间内的待定系数,其中 $i=1, 2, \dots, n$; T_n 为第 n 个密度数据点所对应的时间点。

2 多无人机协同路径规划模型

为保障多无人机在城市环境中的安全运行,本文构建了面向起飞前静态预规划的多无人机协同路径规划模型,该模型分为单机路径规划层和多无人机系统协调层。其中,单机路径规划层在飞行任务执行之前为每架无人机预先规划出无碰撞、低风险的全局最优路径;多无人机系统协调层在此基础上,对无人机之间的路径冲突进行预判与消解,实现多机协同运行。多无人机协同路径规划的静态预规划总体流程如图 2 所示。

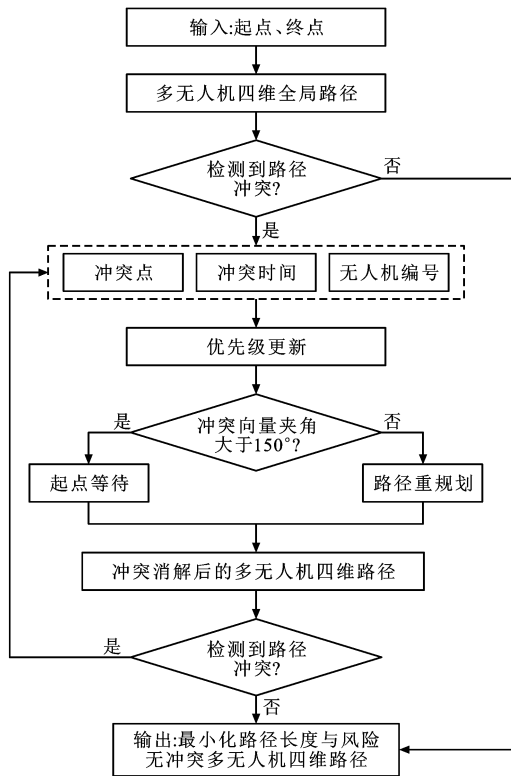


图 2 多无人机协同路径规划总体流程

Fig. 2 Overall process of multi-UAV cooperative path planning

2.1 单机路径规划模型

2.1.1 目标函数

为提高无人机运行效率与保障运行安全,本文更加倾向于在单机规划阶段规划出一条飞行路径更短、路径风险更低的全局路径,将最短化路径长度 L 与最小化路径总风险 R 作为目标函数,其中路径长度是预先规划的路径实际长度,是飞行任务中从运行效率考虑的主要目标;风险为飞行路径的总风险值,通过将每个路径点所在栅格中的风险值相加得到,这是保障无人机安全运行的一个重要指标。

将无人机起点 S 设置为 (x_0, y_0, z_0) , 终点 D 为 (x_n, y_n, z_n) , 起点到终点之间的路径点 p_i 为 (x_i, y_i, z_i) , 其中 $i \in \{1, 2, \dots, n-1\}$, 目标函数设置如下

$$\min L = \min \sum_{i=1}^n \left[(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2 \right]^{1/2} \quad (21)$$

$$\min R = \min \sum_{i=1}^n r(x_i, y_i, z_i) \quad (22)$$

2.1.2 约束条件

$$0 \leq \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2} \leq L_{\max} \quad (23)$$

$$z_i \leq H_{\max} \quad (24)$$

$$\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2} \geq l_{\min} \quad (25)$$

$$|\Psi_i| \leq \Psi_{\max} \quad (26)$$

$$|\theta_i| \leq \theta_{\max} \quad (27)$$

式(23)表示无人机规划路径长度不能大于其最远飞行距离 L_{\max} ; 式(24)表示无人机要在限定的最大高度 H_{\max} 内运行; 式(25)表示无人机相邻航路点之间的直飞距离要大于等于最小值 l_{\min} ; 式(26)、(27)表示无人机在 (x_i, y_i, z_i) 处航向角 Ψ_i 和俯仰角 θ_i 的绝对值不大于最大值 Ψ_{\max} 和 θ_{\max} 。

2.1.3 启发函数改进

本文在传统 A^* 算法的基础上,对启发函数进行创新设计,实现了风险与距离的融合。经典 A^* 算法的启发函数通常仅以欧氏距离作为当前节点到目标节点的代价估计,难以反映实际环境中的风险分布特性。为此,本文提出如下改进:将启发函数定义为 $f(x) = g(x) + h(x)$, 其中 $g(x)$ 为从起点到当前节点 x 的累计总代价, $h(x)$ 为当前节点到目标节点的估计代价。具体而言, $h(x)$ 采用风险与距离的加权融合方式,计算如下

$$h(x) = w_{h1} r_h(x) + w_{h2} d_h(x) \quad (28)$$

式中: w_{h1} 和 w_{h2} 均为当前权重系数; $r_h(x)$ 、 $d_h(x)$ 分别为当前节点到目标节点的预估风险值和路径长度。

这样改进不仅能够引导路径远离高风险区域,还能兼顾路径长度的优化,使得路径规划结果在安全性和效率之间取得更优平衡。

2.1.4 改进 A^* 算法设计

步骤 1: 构建三维栅格地图,初始化动态风险地图,设置起点 S 和终点 D 的坐标。

步骤 2: 建立 OPEN 表和 CLOSED 表, OPEN 表中存储的是四维状态,将起点 S 放入 OPEN 表中,初始化代价记录表,用于存储已访问节点的代价值。

步骤 3: 遍历整个 OPEN 表,找到估价函数 $f(x)$ 最小的点 P , 将其放入 CLOSED 表中,获取当前时刻 t 的动态风险分布 $r(t)$ 。

步骤 4: 计算从 P 到每个可行邻节点 Q 的移动代价,包括距离代价 d_{PQ} 和基于当前时刻风险地图的风险代价 R_{PQ} 。若 Q 不在 OPEN 表中则将其加入,设置 P 为其父节点;若 Q 已在 OPEN 表中则检查经由 P 到 Q 的路径是否更优,记录或更新 Q 的 $f(x)$ 、 $g(x)$ 、 $h(x)$ 值。

步骤 5: 目标点 D 被放入 OPEN 表中,表明路径查找成功,若 OPEN 表为空,表明无可行路径。

步骤6:若找到路径,则从目标点沿父节点指针回溯,输出完整的四维路径序列集合。

2.2 多无人机系统协调模型

在低空空域多无人机协同框架中,当无人机发生冲突时,同时对2架无人机执行冲突消解动作既会增加计算和空域资源消耗,又易造成路径震荡。为此,构建以冲突次数、总风险、路径长度和剩余路程比为核心的综合指标,动态生成无人机优先级序列,使优先级高的无人机拥有更高的通行权利,低优先级无人机执行冲突消解策略,从而有效抑制振荡并降低实时解算复杂度。

2.2.1 优先级更新策略

(1) 路径坐标集合

编号为 k 的无人机在第 T 个时间步的横轴、纵轴和竖直轴的坐标分别为 x_{kT} 、 y_{kT} 和 z_{kT} ,并将无人机 k 的坐标集合 $x_k = \{x_{k0}, x_{k1}, \dots, x_{kT}\}$ 、 $y_k = \{y_{k0}, y_{k1}, \dots, y_{kT}\}$ 、 $z_k = \{z_{k0}, z_{k1}, \dots, z_{kT}\}$ 分别存放放到路径坐标集合 $\Phi_x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 、 $\Phi_y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 、 $\Phi_z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ 中。

(2) 时空冲突检测

针对无人机之间可能存在的冲突,对路径坐标集合中的任意2架无人机的路径点进行时空联合检测,以计算是否存在局部冲突。当且仅当2架无人机的空间坐标重合且时间步一致时,才判定为有效冲突;若存在有效冲突,将相应无人机的冲突点空间坐标、冲突发生时间步和无人机编号分别存入 Φ_{gird} 、 Φ_{time} 和 Φ_{UAV} 集合中。

(3) 优先级计算

无人机优先级具体考虑以下4个指标:①冲突次数 C_n ,为无人机冲突点数量;②路径总风险 R ,为无人机飞行路径上的总风险值;③路径长度 L ,为无人机飞行路径的总长度;④剩余路程比 L_r ,为冲突发生时的剩余路径长度 L_c 与总长度 L 的比值,如式(29)所示

$$L_r = \frac{L_c}{L} \quad (29)$$

无人机的优先级排序主要包括两部分:①当冲突次数不同时,无人机的碰撞次数越多,优先级越低,冲突次数越多的无人机在进行冲突消解时有更大概率规避其他的无人机,所以赋予其更低的优先级;②当冲突次数相同时,建立综合评价指标, Z_k 值越大,优先级越高,如式(30)所示

$$Z_k = \eta_1 \tilde{R}_k + \eta_2 \tilde{L}_k + \eta_3 \tilde{L}_{c,k} \quad (30)$$

式中: η_1 、 η_2 、 η_3 分别为3个指标的权重系数,系数大

小由层次分析法计算所得; \tilde{R}_k 、 \tilde{L}_k 、 $\tilde{L}_{c,k}$ 分别为指标归一化后的取值。

为提高无人机运行效率同时保证运行安全,将更高的优先级赋予总风险高、路径长度长、剩余路程比大的无人机。总风险高的无人机路径风险较大,路径调整空间小,因此优先级较高。路径长度长的无人机需要更多的飞行时间,为保障任务执行效率,赋予其更高的优先级。剩余路程比大的无人机的任务完成度较低,为降低整体的运行时间,因此该无人机的优先级也更高。

2.2.2 组合冲突消解策略

在多无人机协同作业中,当局部冲突出现时,通常采用全局或分段重规划策略以规避碰撞。然而,这种方法需同步重新求解多机轨迹并考虑多种复杂约束,导致计算复杂度显著增加,此时考虑到旋翼无人机能够自主悬停,在安全位置上等待一定时间,无需路径重构即可消解冲突风险,每架无人机的起点均可作为安全位置,所以本文采用“路径重规划+起点等待”的组合冲突消解策略来进行冲突消解。

采用路径重规划策略,虽然在协调能力上表现出色,但规划过程往往耗费较多时间;相比之下,采用起点等待策略,由于无人机无需考虑避障,规划时间相对较短。因此,需综合考虑冲突情况和冲突消解策略的特点,建立策略选择模型,如式(31)所示

$$\gamma \geq 180^\circ - \omega \quad (31)$$

式中: ω 为容许值,取值范围为 $0^\circ \leq \omega \leq 180^\circ$; γ 为两无人机路径冲突向量之间的夹角,当满足式(31)条件时,执行路径重规划策略,反之执行起点等待策略。

在无人机冲突中,当 $\gamma = 180^\circ$ 时,即2架无人机处于飞行方向相反的对冲冲突状态,此时如果选择起点等待策略,会出现等待时间过长或等待后仍出现冲突的情况,导致飞行和冲突消解效率较低。因此,此种冲突适合采用路径重规划策略,选择碰撞风险较高或者优先级较低的无人机执行冲突消解策略。

2.2.3 算法设计

利用组合冲突消解策略具体算法流程如下。

步骤1:检测无人机之间的冲突,记录冲突坐标、冲突时间与无人机编号,并加入冲突集合。

步骤2:遍历无人机冲突集合,计算无人机优先级,判断是否满足式(31),若满足,执行路径重规划策略,否则执行起点等待策略。

步骤 3:将连续冲突点前一路径点视为重规划路径起点,连续冲突点设置为障碍物进行路径重规划,选择优先级低的无人机生成新的一段路径 p_{replan} ,并将其与之前无冲突路径组合生成无冲突路径 p_{new} ,如果 p_{replan} 为空,则执行步骤 4 进行起点等待。

步骤 4:选择优先级低的无人机执行起点等待策略,等待一个时间步长,并将等待无人机编号放入集合中,以避免在同一阶段重复执行。

步骤 5:完成本轮冲突消解后,返回执行步骤 1,重新检测是否还存在冲突,如果无人机之间无冲突,则退出,否则返回执行步骤 2。

3 仿真试验与分析

为了评估所提方法,本文选取某真实区域进行模拟分析和案例研究,所有飞行任务均在对应机型允许的安全风速阈值内执行。首先,基于实际静态和动态环境实现各类风险计算,生成三维风险地图。其次,在风险地图基础上,使用所提出的算法模型生成多无人机路径。模型和算法在 Python 3.9 中实现,并在 CPU 主频为 4.6 GHz, RAM 为 16 GB 的设备上运行。

3.1 仿真参数设计

本文选取南京市江宁区 6 km×6 km 的实际城区作为研究区域,研究高度设定为 0~120 m,并将该空域划分成 50 m×50 m×30 m 的三维栅格。图 3 为所选试验场景的卫星图像,该区域涵盖人口集中、建筑密集的居民区,以及学校、商业区,同时包含工业区、公园等人口与车辆相对稀疏的区域,能够体现现代城市的典型特征。

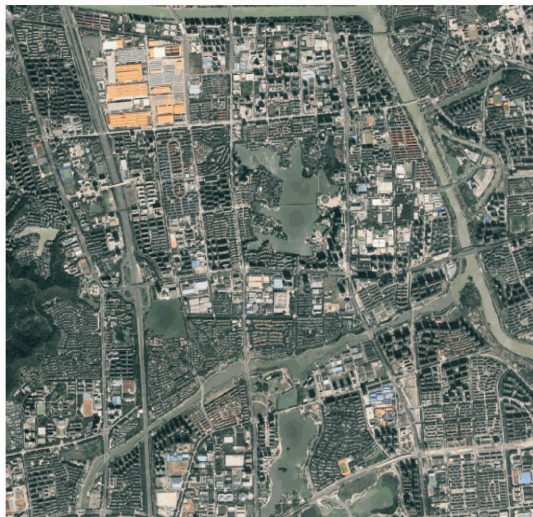


图 3 试验场景卫星图像

Fig. 3 Satellite image of experimental scene

选取多旋翼无人机 DJI Phantom 4 Pro 进行风险评估,具体无人机参数及相关环境参数设置见表 1。

表 1 算法参数及环境参数设置

Table 1 Settings of algorithm parameters and environmental parameters

参数	取值	参数	取值
无人机质量/kg	1.388	空气密度/(kg·m ⁻³)	1.225
无人机故障率	6.04×10 ⁻³	重力加速度/(m·s ⁻²)	9.8
50%致死率的撞击能量/MJ	1.0	阻力系数	0.3
撞击致死能量阈值/J	232	车辆限速/(km·h ⁻¹)	50
容许值 ^[40] / (°)	30	最小直飞距离/m	10
最大飞行高度/m	120	最远飞行距离/km	15
最大航向角/(°)	±180	最大俯仰角/(°)	±45

3.2 试验场景描述

3.2.1 动态人口及车辆密度

本文所使用的人口密度数据来源于 WorldPop 数据集和第 7 次全国人口普查,并利用人口普查数据对 WorldPop 人口分布数据进行矫正,平均车辆密度由江宁区统计年鉴数据计算所得。

结合区域平均密度与百度地图智慧交通实时拥堵指数,计算得到一天 24 h 内各个时间段的人口和车辆密度,如图 4 所示,并据此计算风险值。综合考虑人口流动高峰、车辆密度快速增大等因素,本文选取 2025 年 3 月 8 日上午 9:00~10:00 作为研究时间段。

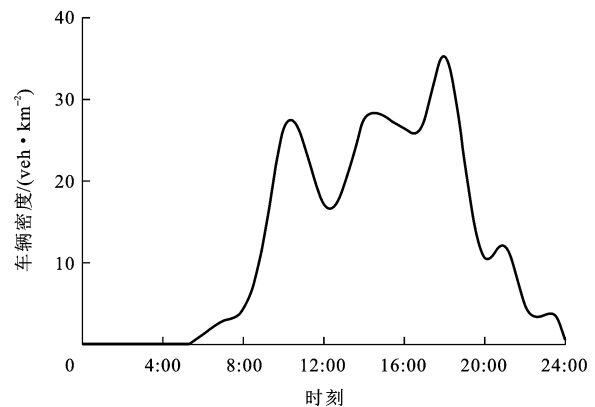


图 4 特定位置的逐小时车辆密度

Fig. 4 Hourly vehicle density at a specific location

图 5、6 展示了 9:00 和 10:00 两个时间点的试验环境人口和车辆密度。结合卫星图分析,湖泊、河流、山地等区域在 2 个时间的人口和车辆密度很小,而商业区和居民区人口密度大,人口分布集中,主要道路枢纽及主要交通干道车辆密度大,车流密集,进一步对比 2 个时间点,10:00 的试验环境人口和车辆密度普遍大于 9:00 的。

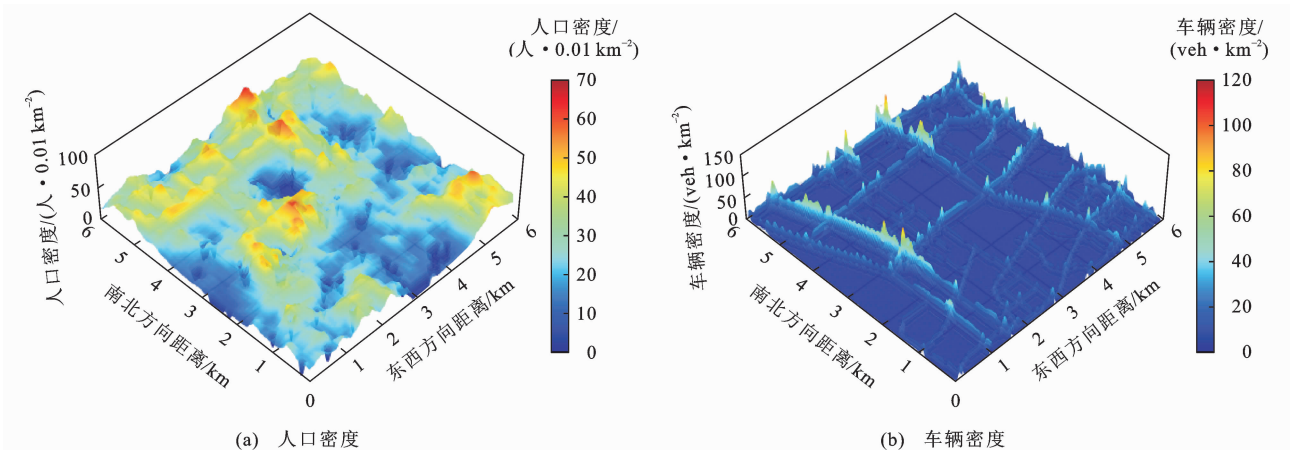


图5 在9:00的试验人口和车辆密度分布

Fig. 5 Distributions of experimental population and vehicle density at 9:00

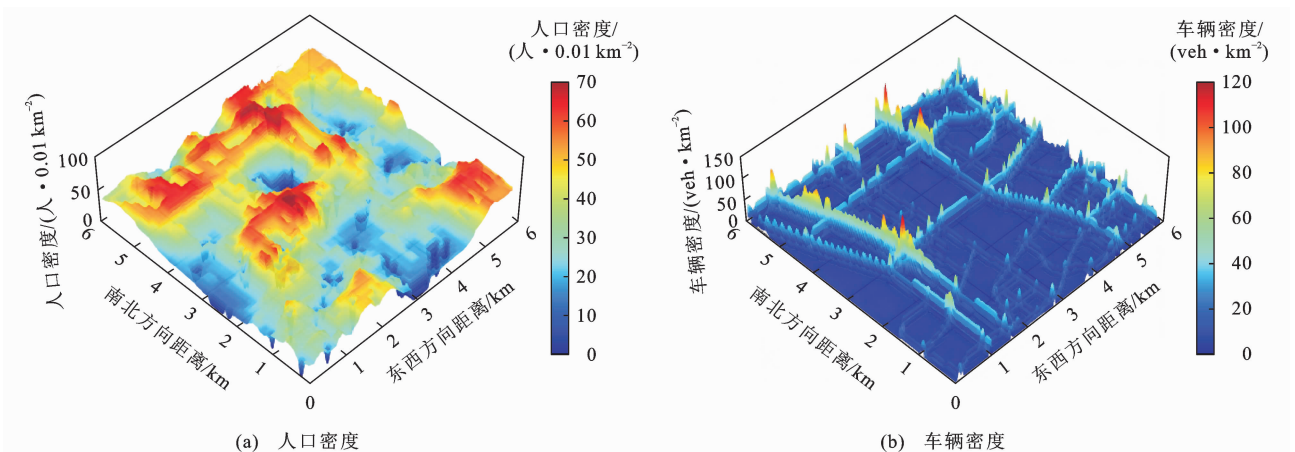


图6 在10:00的试验环境人口和车辆密度分布

Fig. 6 Distributions of experimental population and vehicle density at 10:00

3.2.2 城市建筑分布

试验所选取区域共有 21 592 栋建筑,建筑轮廓及高度数据来源于 OpenStreetMap 开源地图,图 7 展示了建筑高度分布,其中 30 m 以上的建筑 2 242 栋,最高建筑高度达到了 111.3 m,平均建筑高度为 17.1 m。建筑高度服从对数正态分布如图 8 所示,均值 $\mu=2.661$ m,标准差 $\sigma=0.563$ m。

3.2.3 噪声风险量化

参照中华人民共和国生态环境部发布的《声环境质量标准》,设置噪声限值为 50 dB,试验所选无人机 DJI Phantom 4 Pro 在 2 m 处的参考噪声为 78.4 dB,当无人机飞行高度为 56.2 m 时达到噪声限制,计算噪声风险的主要目的是确定适合无人机飞行的高度层,本文只考虑无人机在 60 m 以下高度作业时的噪声影响,60 m 以上高度可认为地面行人不受噪声影响。

由噪声风险计算公式,考虑无人机飞行高度和地面人口密度,只计算无人机在 30 m 和 60 m 高度

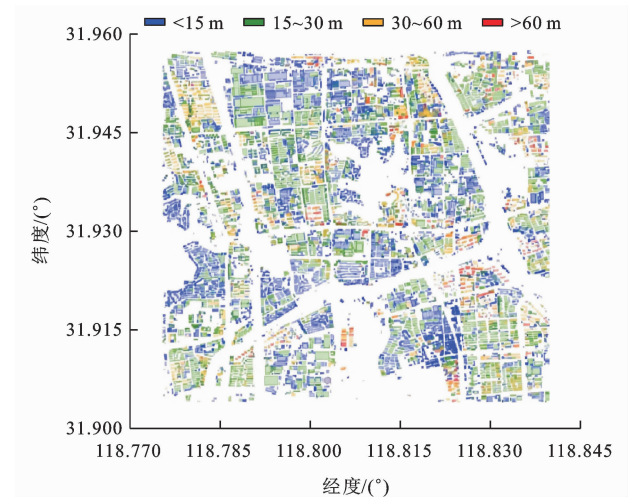


图7 建筑高度分布

Fig. 7 Distribution of building heights

层的噪声风险并进行归一化,如图 9 所示。由图 9 可知:无人机在 60 m 高度层运行时风险明显小于 30 m 高度层,飞行高度越高,风险值越小;同时结合人口密度分布,在商业区等人口密集区域运行时造

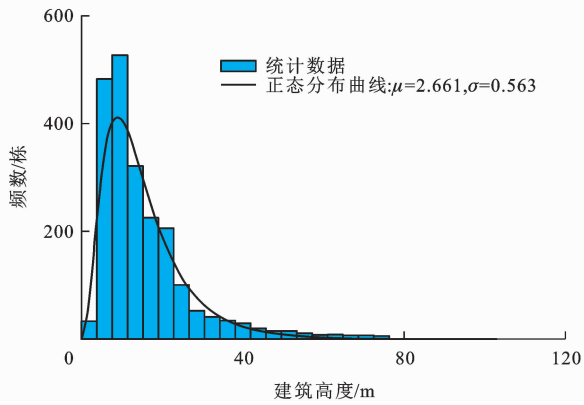
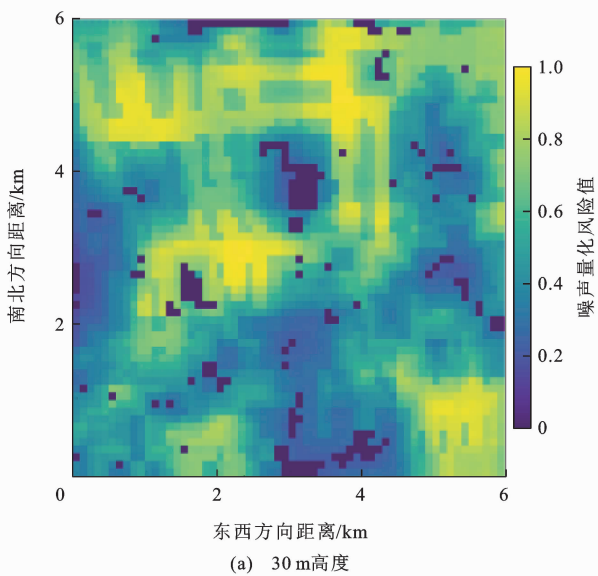
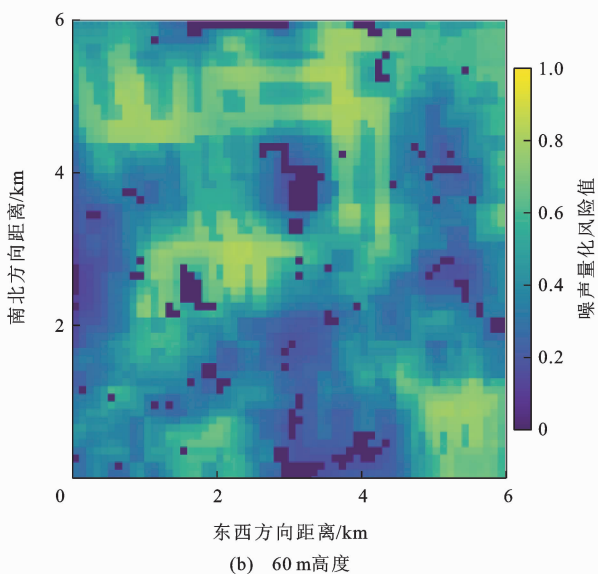


图 8 建筑高度频数统计

Fig. 8 Frequency statistics of building heights



(a) 30 m高度



(b) 60 m高度

图 9 不同高度层的噪声风险

Fig. 9 Noise risks in different flight layers

成的噪声影响较大,人口稀疏区域造成的噪声影响较小。

3.2.4 区域风速分布

为计算城市低空环境下的风速量化风险,首先建立 CFD 仿真模型,并设置风向为西南风,同时结合实际场景的建筑分布及相关参数进行仿真计算。考虑到无人机实际运行高度,并且 CFD 仿真在高分辨率三维风场建模时对计算资源要求较高,本文仅对 120 m 高度层进行了风场模拟。通过 CFD 仿真试验,获得了 120 m 高度层的风速分布数据,如图 10 所示。结果显示,在该高度层的大部分区域,风速较为平缓,而高风速区域主要集中在建筑物之间的狭窄空间内,此类高风速区会对无人机的安全飞行构成较大威胁。

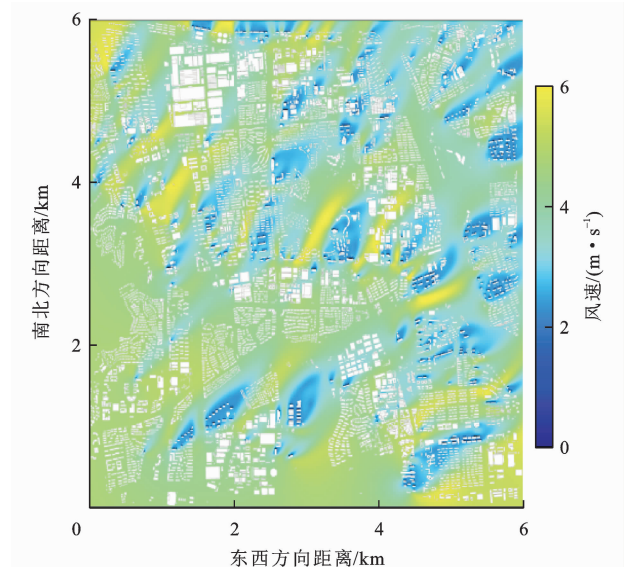


图 10 在 120 m 飞行高度层风速热力图

Fig. 10 Wind speed heat map at 120 m flight layers

3.3 综合风险生成

在本文试验中,伤亡风险、财产损失风险、噪声风险和风影响风险分别被设置为 $w_d = 0.4$ 、 $w_b = 0.2$ 、 $w_n = 0.2$ 和 $w_w = 0.2$ 。鉴于本文更关注无人机运行对人员造成的直接伤害,故伤亡风险被赋予 0.4 的较高权重,其余 3 种风险各赋予 0.2 的权重。为全面评估不同高度的飞行风险,从 30 m 到 120 m 每间隔 30 m 设置一个飞行高度层。图 11、12 分别为 9:00 和 10:00 不同高度层的风险地图,而 9:00~10:00 内的动态风险地图通过第 1.2.5 节所述方法插值生成。

由图 11、12 分析可知,在 30 m 高度层总风险值最高,从现实场景来看,该高度层的高风险区域主要集中在商业区、主要交通干道以及十字路口等关键位置,这些区域因人员与车辆高密度聚集,导致伤亡风险与噪声风险显著升高。随着高度逐

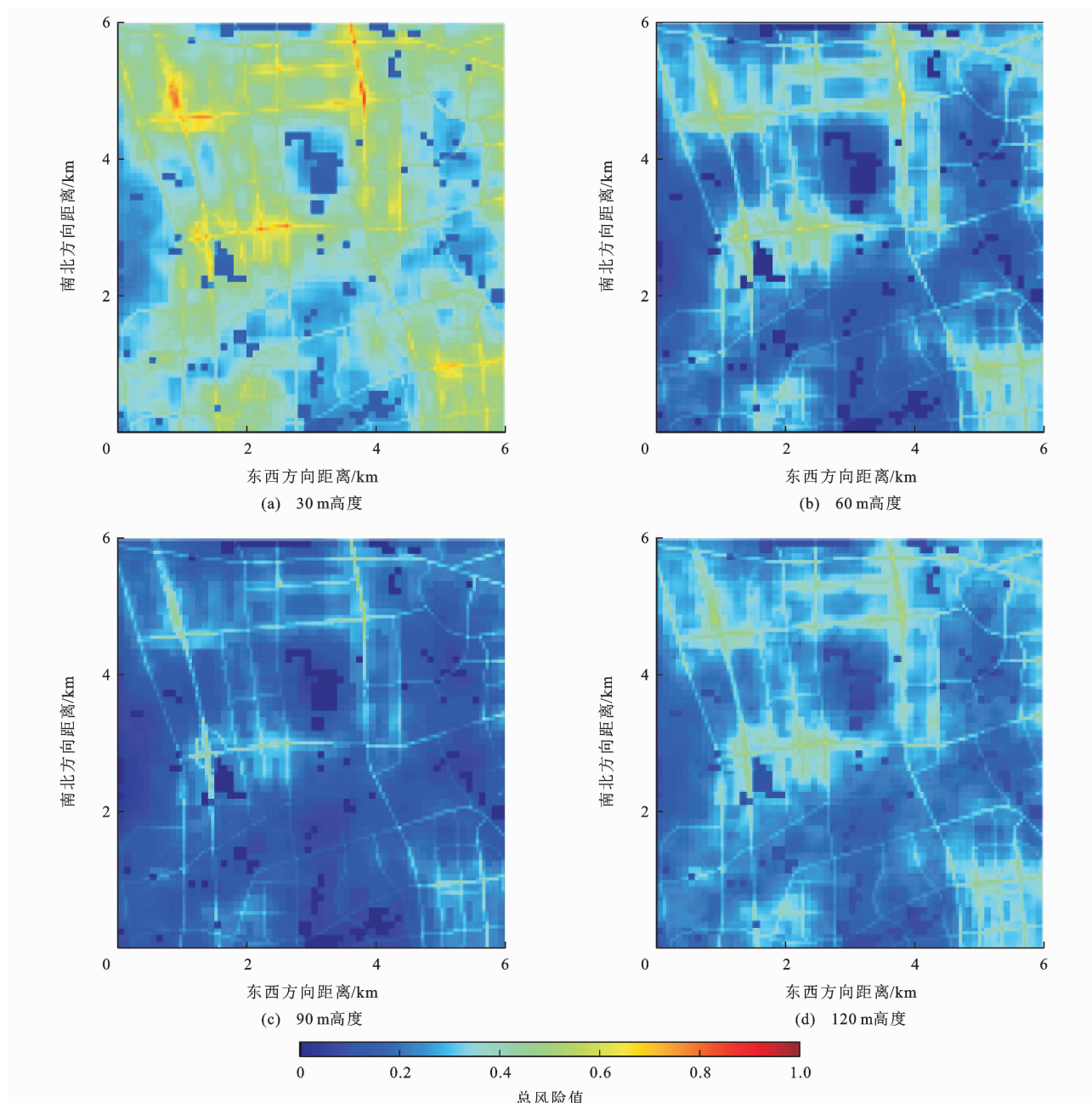


图 11 9:00 不同飞行高度层总风险

Fig. 11 Total risks of different flight layers at 9:00

步提升,总风险呈逐渐降低的趋势,究其原因,高度的增加使得建筑碰撞风险与噪声风险显著减小,而伤亡风险虽也随高度上升而有所增加,但增幅相对较小,因此整体风险随高度增加呈明显下降态势。综合考虑无人机的飞行性能与风险因素,120 m 高度层被确定为无人机的最佳飞行高度,无人机在此高度层的飞行时间最长。为有效降低 CFD 仿真计算的时间与成本,本文仅对无人机到达 120 m 高度层时的风速风险成本进行了考量。进一步对比 90 m 与 60 m 高度层的风险情况,可见 90 m 高度层的风险显著低于 60 m 高度

层。这是因为当无人机在 90 m 高度层运行时,地面行人已基本不受其运行噪声的影响,且该高度层建筑物数量较少,建筑碰撞风险极低。然而,尽管整体风险随着高度的增加而逐渐降低,但 120 m 高度层的整体风险却明显高于 90 m 高度层,这一现象主要源于在 120 m 高度层中加入了风速风险因素,风速风险的引入使得该高度层的整体风险显著上升,且风速大小对无人机的飞行安全具有重要影响。结合图 11、12,并参考第 3.2.1 节相关内容,可以发现 10:00 的整体平均人口和车辆密度明显高于 9:00,由此伤亡风险与噪声风险均会

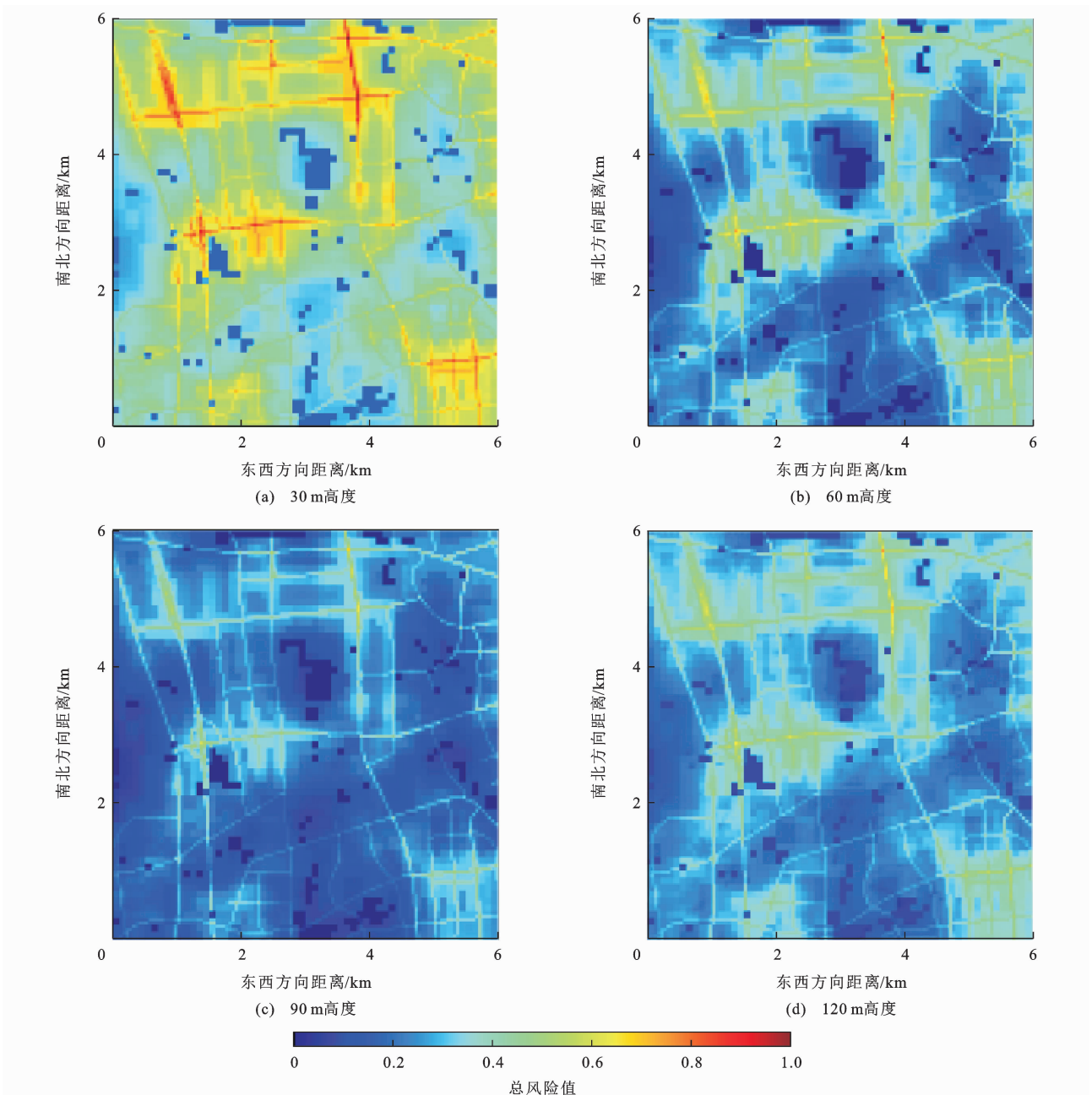


图 12 10:00 不同飞行高度层总风险

Fig. 12 Total risks of different flight layers at 10:00

相应增大,进而导致总风险增加,因此,10:00 各高度层的风险普遍高于 9:00。

3.4 单机路径规划结果

本文设置统一的起点与终点,采用第 2.1 节提出的改进 A* 算法及其他对比算法进行单机路径规划,所得结果如图 13 所示,图 13(a)~(d) 分别表示改进 A* 算法、Dijkstra 算法、ACO 算法和 PSO 算法同时考虑路径长度与风险的规划结果,表 2 为 4 种算法运行所得路径的路径长度与路径总风险。

由图 13(a)可以看出,改进 A* 算法规划出的路

表 2 单机路径规划结果对比分析

Table 2 Comparison and analysis of path planning results for single UAV

方法	路径长度/m	路径总风险
改进 A* 算法	9 805.62	2 424.39
Dijkstra 算法	10 870.45	2 595.30
ACO 算法	11 134.72	3 273.58
PSO 算法	10 839.74	3 039.49

径能够避开坐标为(45,50) km 和(85,60) km 等风险较高的区域,这些区域对应现实世界中的商业区等人口和车辆密度较高的区域,无人机在进

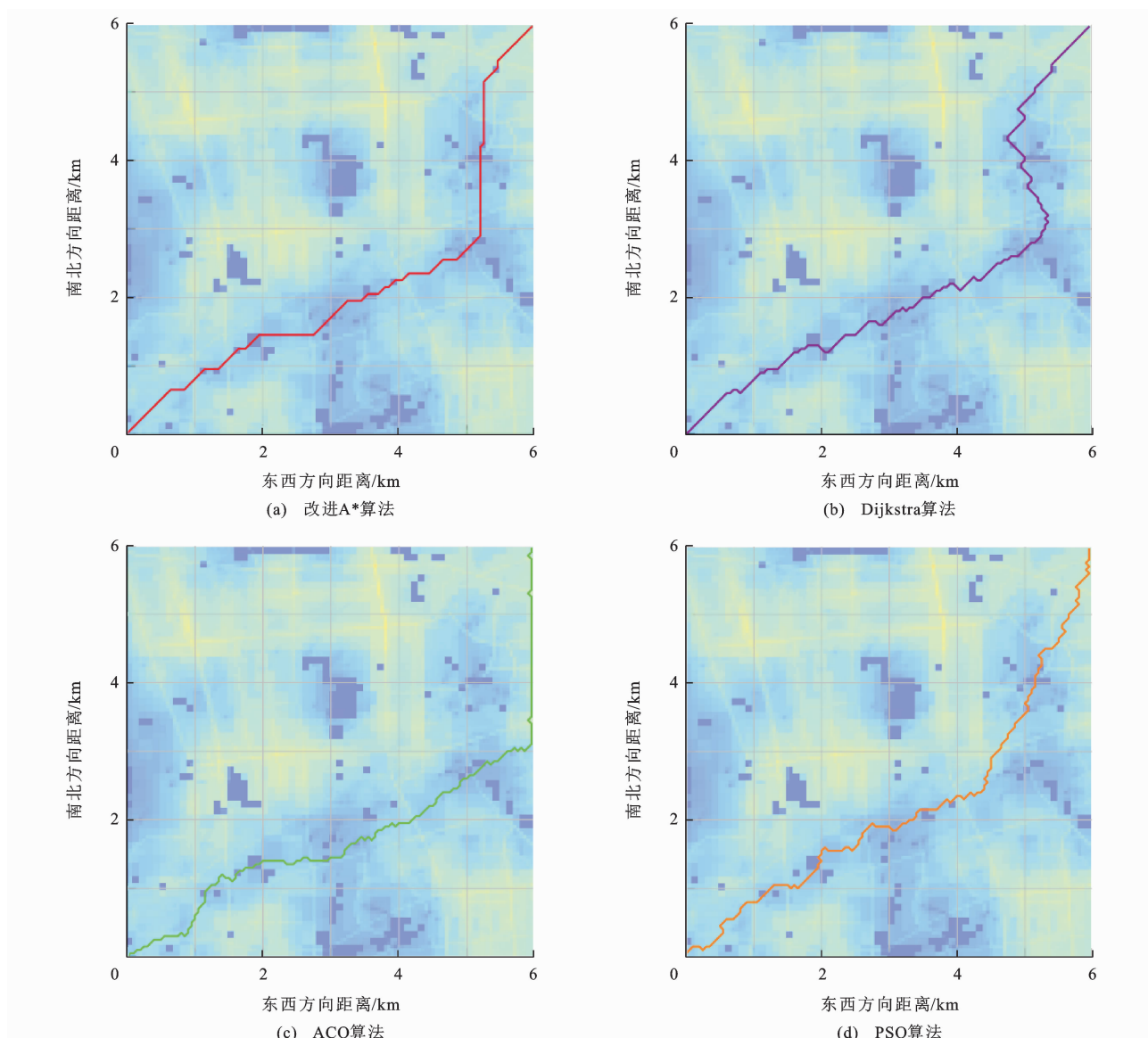


图 13 单机路径规划俯视图

Fig. 13 Single UAV path planning top view

行全局路径规划时避开这些区域能够有效降低在飞行任务中的风险。图 13(b) 展示的 Dijkstra 算法也能够有效避开高风险区域规划路径,但同时结合表 2 来看,其路径长度和路径总风险相比改进 A* 算法分别增大 10.86% 和 7.05%。图 13(c) 显示的 ACO 算法在前半段路径同样能够绕开高风险区域规划路径,但在后半段路径中陷入局部最优无法避开高风险区域,导致路径风险与路径长度都快速增大;由表 2 可知,ACO 算法规划的全局路径的路径长度和路径总风险相比改进 A* 算法分别增大 13.55% 和 35.03%。图 13(d) 显示,相较于改进 A* 算法,PSO 算法得到的单机路径虽然同样能够避开高风险区域,但路径长度增加 10.55%,路径总风险增大 25.37%。

3.5 多无人机协同规划结果

为验证所提算法的可行性和优势,在前文建模的环境中开展多组对比试验。试验设定所有无人机均在同一时刻起飞,分别选取 5、10、15 架无人机进行测试。同时,确定总路程、总风险和剩余路程比 3 种指标的权重,通过层次分析法计算求得各指标权重 η_1 、 η_2 、 η_3 分别为 0.637、0.258 和 0.105,以此构建综合评价体系。

首先规划多无人机初始全局路径并进行冲突检测,其次计算发生冲突的无人机优先级指标值,然后进行无人机优先级计算确定对应无人机的冲突解脱策略,最后进行冲突消解生成无冲突路径。

表 3 为 5、10、15 架无人机冲突检测结果及优先级排序结果,表中 (j, k) 为无人机 j 和无人机 k 发生

表 3 无人机冲突检测结果及优先级排序

Table 3 Results of UAVs conflict detection and priority ranking

无人机数量/架	冲突无人机编号及优先级排序
5	(1,4)
10	(1,4)、(1,5)、(5,4)、(2,10)
15	(3,10)、(3,4)、(8,7)、(12,11)

冲突,且无人机 k 的优先级高于无人机 j 。在 5 架无人机路径规划中有 2 架无人机发生 1 次冲突;在 10 架无人机路径规划中有 5 架无人机发生了 4 次不同的冲突,其中,编号为 1、4 和 5 的无人机发生了 2 次冲突;在 15 架无人机路径规划中有 7 架无人机发生了 4 次不同的冲突,其中,编号为 3 的无人机发生了 2 次冲突。

图 14、15 分别为 10 架和 15 架无人机路径规划中存在冲突的无人机的归一化优先级指标和优先级计算结果。结合表 3 和图 14 可知,在 10 架无人机路径规划时,有 3 架无人机发生了 3 次路径冲突,碰

撞风险相同,此时通过优先级指标确定无人机的优先级,经计算优先级分别为 $Z_1=0.468$ 、 $Z_2=0.150$ 、 $Z_4=0.820$ 、 $Z_5=0.555$ 和 $Z_{10}=0.303$,编号为 2 的无人机总路程与剩余路程比都最小,其优先级最低,编号为 4 的无人机优先级最高,其总路程与剩余路程比都最大,且由编号为 1 和 4 的无人机对比可看出,无人机 4 的优先级大于无人机 1,总路程对于优先级影响较大。结合表 3 和图 15 可知,编号为 3 的无人机发生了 2 次路径冲突,碰撞风险最大,赋予最低的优先级,其余无人机的优先级计算结果分别为 $Z_4=0.719$ 、 $Z_7=0.671$ 、 $Z_8=0.561$ 、 $Z_{10}=0.154$ 、 $Z_{11}=0.144$ 和 $Z_{12}=0.139$,比较编号为 10 和 11 的无人机,无人机 10 的总路程和剩余路径指标值都为 0,总风险指标值为 0.59,而无人机 11 的 3 个指标值分别为 0.05、0.02 和 1,但是无人机 10 的优先级高于无人机 11,说明在优先级判定中,总风险指标的主导作用显著高于剩余路程指标。

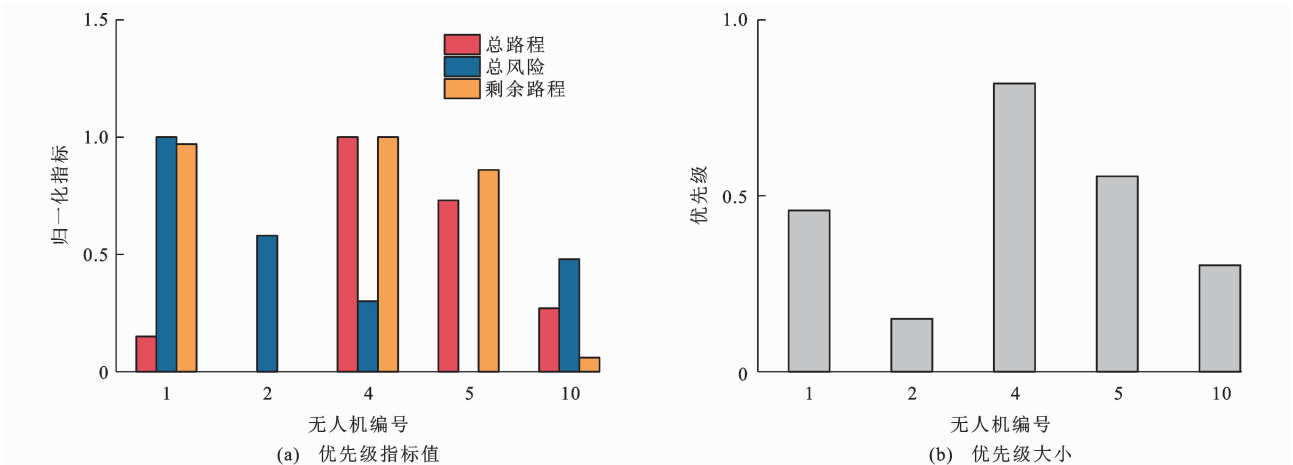


图 14 十架无人机优先级指标值和优先级

Fig. 14 Priority index values and priorities of 10 UAVs

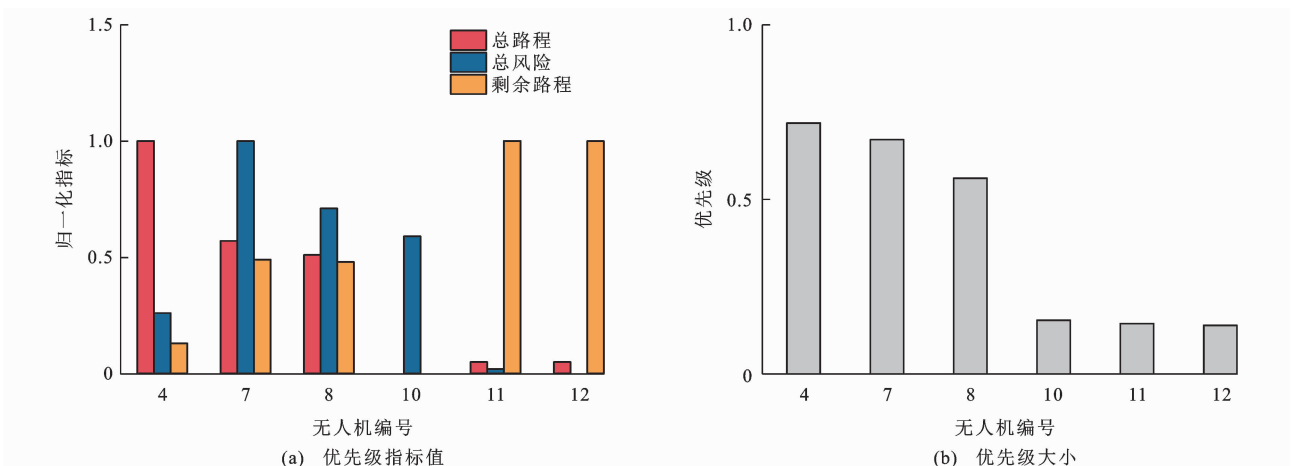


图 15 十五架无人机优先级指标值和优先级

Fig. 15 Priority index values and priorities of 15 UAVs

图 16~18 分别展示了不同数量无人机的协同路径规划结果,多无人机能够生成同时考虑路径长度和路径风险的无冲突路径。

结合无人机协同路径规划结果和无人机之间的最小距离分析可知,无人机在飞行时能够避开风险

较高的区域生成无冲突路径,且在运行时能够与其他无人机保持安全间距,保障飞行安全,如图 19 所示。图 20 展示了不同数量无人机的路径风险,最大为 3 062.4,图 21 展示了不同数量无人机的路径长度,最大为 10 123.2 m,满足无人机最远航程限制。

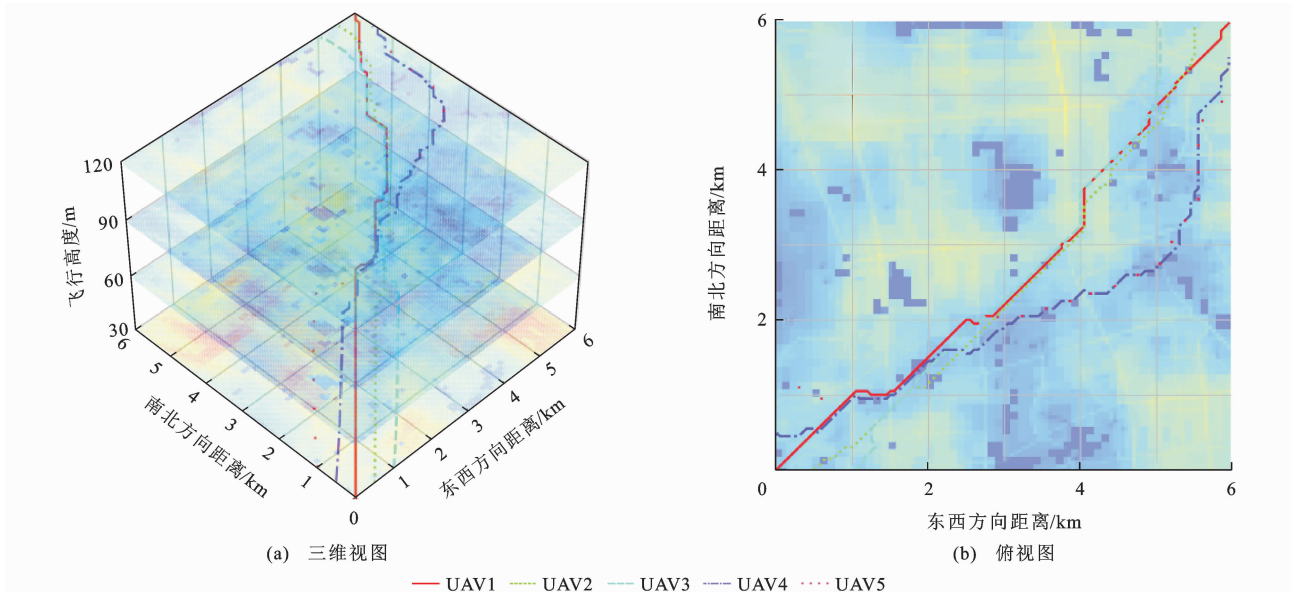


图 16 5 架无人机协同路径规划结果
Fig. 16 Results of cooperative path planning for 5 UAVs

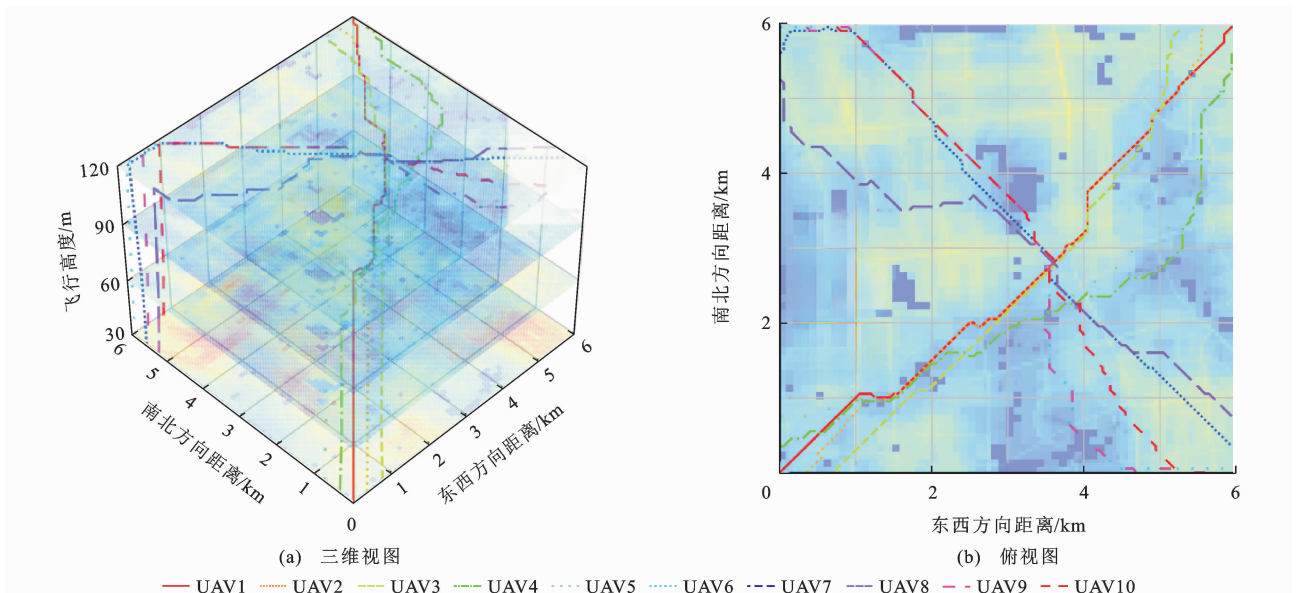


图 17 10 架无人机协同路径规划结果
Fig. 17 Results of cooperative path planning for 10 UAVs

为验证“路径重规划+起点等待”组合冲突消解策略的有效性,对不同冲突消解策略在多无人机协同路径规划中的性能进行了系统性对比分析。从表 4 可以看出,随着无人机数量的增加,各策略在任务完成耗时和计算资源消耗方面均表现出较大差异。以 5 架无人机为例,采用“路径重规划+起点等

待”策略时,任务耗时为 622.31 s,相较于单纯路径重规划增加了约 2.00%,而相比单纯起点等待策略,则减少了约 2.83%。这表明组合策略在兼顾任务效率和冲突消解方面具有一定优势。随着无人机数量的增加,组合策略的优势更加明显:对于 10 架无人机,组合策略的任务耗时为 674.88 s,较路径重

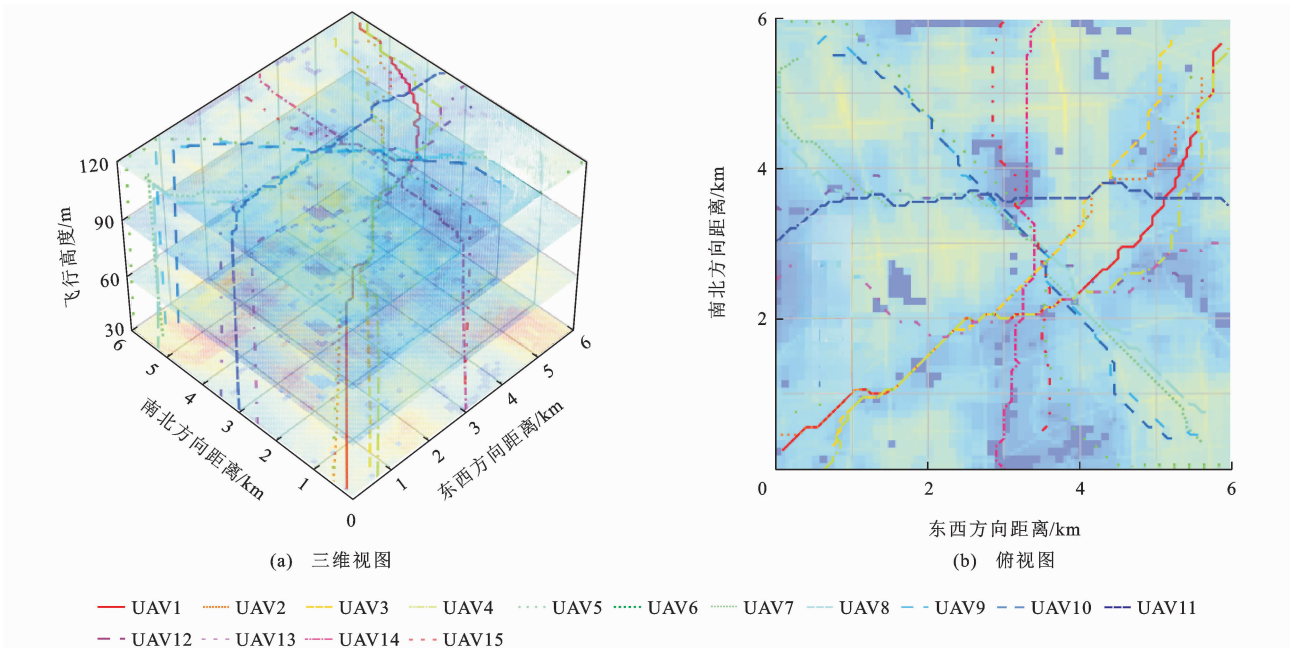


图 18 15架无人机协同路径规划结果

Fig. 18 Results of cooperative path planning for 15 UAVs

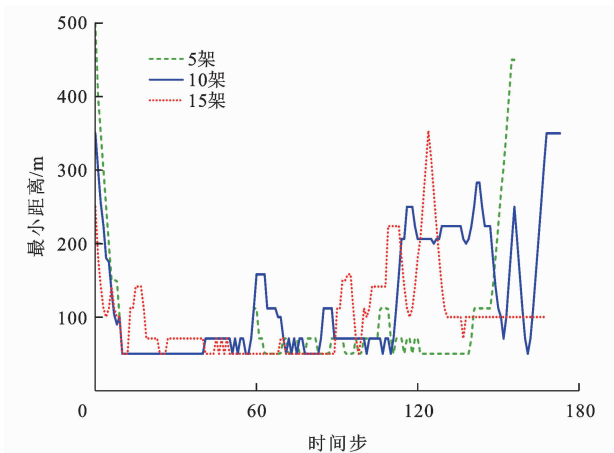


Fig. 19 Minimum distance of different numbers of UAVs

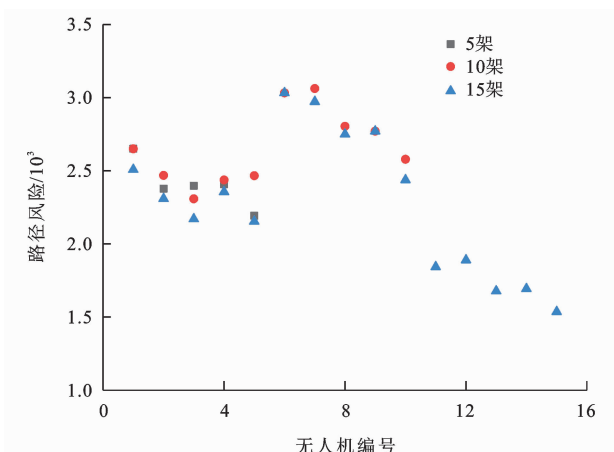


Fig. 20 Path risks of different numbers of UAVs

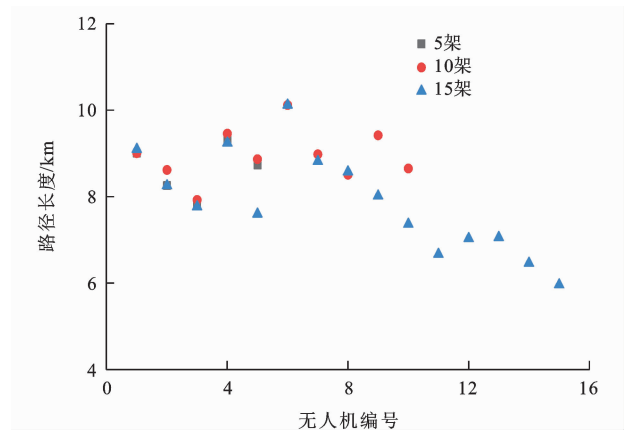


Fig. 21 Path lengths of different numbers of UAVs

表 4 不同冲突消解策略结果对比分析

Table 4 Comparison and analysis of results of different conflict resolution strategies

无人机数量/架	冲突消解策略	任务耗时/s	计算耗时/s
5	路径重规划+起点等待	622.31	8.51
	路径重规划	610.12	11.28
	起点等待	640.45	3.27
10	路径重规划+起点等待	674.88	14.32
	路径重规划	659.34	19.73
	起点等待	697.83	5.58
15	路径重规划+起点等待	676.42	16.48
	路径重规划	658.73	25.92
	起点等待	705.25	6.49

规划增加约 2.36%，但较起点等待减少约 3.29%；在 15 架无人机场景下，组合策略任务耗时为 676.42 s，较路径重规划增加约 2.69%，但较起点等待减少约 4.09%。可以看出，随着无人机规模扩大，单纯等待策略的任务耗时增长更为明显，而组合策略能够有效抑制任务延迟。

在计算耗时方面，组合策略的计算耗时介于路径重规划和起点等待之间。起点等待策略的算法复杂度最低，因此计算耗时最短，分别比路径重规划策略减少 71.01% (5 架)、71.72% (10 架)、74.96% (15 架)，比组合策略减少 61.57% (5 架)、61.03% (10 架)、60.62% (15 架)。组合策略则分别比路径重规划减少 24.56% (5 架)、27.42% (10 架)、36.42% (15 架)。这些数据表明，起点等待策略由于算法复杂度最低，计算效率最高，而组合策略在提升任务完成效率的同时，能够有效减少计算资源消耗，兼具实用性与算法效率。

综上，路径重规划与起点等待的组合冲突消解策略能够在多无人机协同任务中实现较优的任务完成效率和计算资源利用，尤其在无人机数量较多的复杂场景下表现出更强的稳定性和适应性。

4 结 语

(1) 基于真实城市环境建立了三维栅格地图，并融合风险评估模型构建了动态风险地图。该地图能够实时反映城市环境中的各种风险因素，为无人机路径规划提供了重要的参考依据，有效提高了无人机在复杂环境中的飞行安全性。

(2) 面向单架无人机，提出了基于动态风险地图的四维路径规划方法。该方法通过综合考虑时间和空间因素，规划出路径长度最短和风险最小的全局无碰撞路径，提升了单机路径规划的效率和安全性，为多无人机协同规划奠定了基础。

(3) 基于单机全局最优路径，进一步构建了多无人机协同规划模型，并提出了“路径重规划十起点等待”的组合冲突消解策略。通过基于冲突次数、路径风险等指标的优先级计算，为各无人机分配合适的冲突消解策略，有效协调多无人机之间的冲突，实现不同规模下无人机的协同路径规划，为低空无人机的安全、高效运行提供了理论支持。

(4) 本文的不足之处在于仅针对特定类型的无人机进行风险建模与路径规划，然而不同机型在质量、故障率和性能方面的差异可能导致结果显著不同。为不同类型无人机建立不同的风险地图

模型，将有助于在无人机混合场景中实现更安全高效的运行。

参 考 文 献：

References :

- [1] FU X W, HUANG X, PAN Q S, et al. Cooperative data collection for UAV-assisted maritime IoT based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(7): 10333-10349.
- [2] 黄泽丰, 李 涛. RISE-D3QN 驱动的多无人机数据采集路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(20): 328-338. HUANG Ze-feng, LI Tao. RISE-D3QN-based path planning for multi-UAV data collection[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(20): 328-338.
- [3] DU P F, SHI Y Q, CAO H T, et al. AI-enabled trajectory optimization of logistics UAVs with wind impacts in smart cities [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, 70(1): 3885-3897.
- [4] 冯棣坤, 张洪海, 华明壮, 等. 面向城市低空物流的多层异质起降场点网络协同规划[J]. 交通运输工程学报, 2026, 26(2): 110-124. FENG Di-kun, ZHANG Hong-hai, HUA Ming-zhuang, et al. Multi-layer heterogeneous take-off and landing site network collaborative planning for urban low-altitude logistics[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(2): 110-124.
- [5] ZHAO X, WANG X L, DAI Y, et al. Joint optimization of loading, mission abort and rescue site selection policies for UAV[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2024, 244: 109955.
- [6] 陈德启, 张自设, 张文会, 等. 面向高层建筑应急救援的多无人机搜索轨迹协同控制方法[J]. 交通运输工程学报, 2026, 26(3): 303-316. CHEN De-qi, ZHANG Zi-she, ZHANG Wen-hui, et al. Collaborative control method for multi-UAV search trajectory in high-rise building emergency rescue[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 303-316.
- [7] AELA P, CHI H L, FARES A, et al. UAV-based studies in railway infrastructure monitoring[J]. Automation in Construction, 2024, 167: 105714.
- [8] 李 安, 余传鑫, 陈 成. 面向多网联无人机的 MADRL 协同路径规划算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2025, 52(3): 163-175. LI An, YU Chuan-xin, CHEN Cheng. Multi-agent deep reinforcement learning assisted cooperative path planning for the multi-cellular-connected unmanned aerial vehicle [J]. Journal of Xidian University, 2025, 52(3): 163-175.
- [9] 李诚龙, 屈文秋, 李彦冬, 等. 面向 eVTOL 航空器的城市空中运输交通管理综述[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(4): 35-54. LI Cheng-long, QU Wen-qiu, LI Yan-dong, et al. Overview of traffic management of urban air mobility (UAM) with eVTOL aircraft[J]. Journal of Traffic and Transportation

- Engineering, 2020, 20(4): 35-54.
- [10] 高峰,于 滨.面向智慧城市管理巡查的可靠性无人机巢选址优化方法[J]. 交通运输工程学报, 2026, 26(3): 276-290.
GAO Feng, YU Bin. Reliability-oriented unmanned aerial vehicle nest location optimization method for smart city management inspection[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 276-290.
- [11] PANG B Z, HU X T, POH Y Y, et al. Population density estimation for dynamic ground risk assessment of drone operations[C] // IEEE. 2023 AIAA 42nd Digital Avionics Systems Conference (DASC). New York: IEEE, 2023: 1-6.
- [12] ZHOU S Y, LIU Y, ZHANG X J, et al. Risk assessment and distribution estimation for UAV operations with accurate ground feature extraction based on a multi-layer method in urban areas[J]. Drones, 2024, 8(8): 399.
- [13] KIM Y, BAE J, KIM Y, et al. Risk-based UAV corridor capacity analysis above a populated area[J]. Drones, 2022, 6(9): 221.
- [14] GAULT J, XIANG J, CHEN J. Safe path planning of UAV based on reinforcement learning in probabilistic environments[C] // AIAA. AIAA SCITECH 2023 Forum. Reston: AIAA, 2023: 2677.
- [15] 赵焜飞,谷瑞嘉,任新惠.考虑城市低空风场的小型无人机路径规划方法[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2024, <https://link.cnki.net/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0281>.
ZHAO Yi-fei, GU Rui-jia, REN Xin-hui. Method for small unmanned aerial vehicles path planning considering urban low altitude wind fields [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, <https://link.cnki.net/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0281>.
- [16] 祝文杰,李 维,王子炎.改进 A* 算法的无人机城市低空物流路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(19): 302-310.
ZHU Wen-jie, LI Wei, WANG Zi-yan. Improved A* algorithm for UAV path planning in urban low-altitude logistics[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(19): 302-310.
- [17] 刘润恺,胡 伟,宋彦杰,等.面向三维无人物流路径规划问题的改进人工蜂群算法[J]. 控制理论与应用, 2025, 42(11): 2274-2285.
LIU Run-kai, HU Wei, SONG Yan-jie, et al. An improved artificial bee colony algorithm for 3D UAV logistics path planning problem[J]. Control Theory & Applications, 2025, 42(11): 2274-2285.
- [18] 崔双鹏,秦宁宁.多约束未知环境下无人机三维路径规划[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2025, 52(2): 113-127.
CUI Shuang-peng, QIN Ning-ning. Three-dimensional path planning for UAV in a multi-constrained unknown environment[J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2025, 52(2): 113-127.
- [19] TIAN S S, LI Y X, ZHANG X, et al. Fast UAV path planning in urban environments based on three-step experience buffer sampling DDPG[J]. Digital Communications and Networks, 2024, 10(4): 813-826.
- [20] HUANG T, FAN K G, SUN W. Density gradient-RRT: An improved rapidly exploring random tree algorithm for UAV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 252: 124121.
- [21] NIU Y B, YAN X F, WANG Y Z, et al. 3D real-time dynamic path planning for UAV based on improved interfered fluid dynamical system and artificial neural network[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 59: 102306.
- [22] FENG Z H, ZHOU L, QI J, et al. DBVS-APF-RRT*: A global path planning algorithm with ultra-high speed generation of initial paths and high optimal path quality[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 249: 123571.
- [23] YANG J Q, YAN F, ZHANG J, et al. Hybrid chaos game and grey wolf optimization algorithms for UAV path planning[J]. Applied Mathematical Modelling, 2025, 142: 115979.
- [24] YU X B, LUO W G. Reinforcement learning-based multi-strategy cuckoo search algorithm for 3D UAV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 223: 119910.
- [25] 陈 洋,钟树成,陈志环.具有最小信息延迟的多无人机路径规划方法[J]. 中国惯性技术学报, 2024, 32(5): 521-530.
CHEN Yang, ZHONG Shu-cheng, CHEN Zhi-huan. Multi-UAV path planning with minimum information delay [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2024, 32(5): 521-530.
- [26] SONG C, ZHANG X Y, SHE Y, et al. Trajectory planning for UAV swarm tracking moving target based on an improved model predictive control fusion algorithm[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(12): 19354-19369.
- [27] ZHANG P F, HE Y, WANG Z L, et al. Research on multi-UAV obstacle avoidance with optimal consensus control and improved APF[J]. Drones, 2024, 8(6): 248.
- [28] ZHOU T W, ZHOU Z H, QIU H Y, et al. Two-stage knowledge-assisted coevolutionary NSGA-II for bi-objective path planning of multiple unmanned aerial vehicles[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 90: 101680.
- [29] HU G, HUANG F Y, SHU B, et al. MAHACO: Multi-algorithm hybrid ant colony optimizer for 3D path planning of a group of UAVs [J]. Information Sciences, 2025, 694: 121714.
- [30] ZHANG J Y, NING X, MA S C, et al. Research on global trajectory planning for UAV based on the information interaction and aging mechanism Wolfpack algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 273: 126867.
- [31] YILDIZ B, ASLAN M F, DURDU A, et al. Consensus-based virtual leader tracking swarm algorithm with GDRRT* -PSO for path-planning of multiple-UAVs [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2024, 88: 101612.
- [32] LEI H X, YAN Y H, LIU J L, et al. Hierarchical multi-UAV path planning for urban low altitude environments [J]. IEEE Access, 2024, 12: 162109-162121.
- [33] LIU H D, LONG X L, LI Y, et al. Adaptive multi-UAV cooperative path planning based on novel rotation artificial

- potential fields[J]. *Knowledge-based Systems*, 2025, 317: 113429.
- [34] 刘文倩, 单 梁, 张伟龙, 等. 复杂环境下基于改进 Informed RRT* 的无人机路径规划算法[J]. *上海交通大学学报*, 2024, 58(4): 511-524.
- LIU Wen-qian, SHAN Liang, ZHANG Wei-long, et al. Unmanned aerial vehicle path planning algorithm based on improved informed RRT* in complex environment [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2024, 58(4): 511-524.
- [35] 胡明哲, 李旭光, 任智颖, 等. 基于改进启发函数的 A* 算法的无人机三维路径规划[J]. *兵工学报*, 2024, 45(增 1): 302-307.
- HU Ming-zhe, LI Xu-guang, REN Zhi-ying, et al. UAV 3D path planning based on A* Algorithm with improved heuristic function[J]. *Acta Armamentarii*, 2024, 45(S1): 302-307.
- [36] 张雅静, 吕 伟, 杨晓婷, 等. 考虑飞行能耗的无人机三维路径规划: 基于改进的椭圆切线图方法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2026, 66(2): 257-267.
- ZHANG Ya-jing, LYU wei, YANG Xiao-ting, et al. Three-dimensional path planning for UAVs considering flight energy consumption: An approach based on improved elliptic tangent maps[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2026, 66(2): 257-267.
- [37] PANG B Z, HU X T, DAI W, et al. UAV path optimization with an integrated cost assessment model considering third-party risks in metropolitan environments [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2022, 222: 108399.
- [38] ZHANG J, QIN X R, ZHANG M. Multi-aircraft scheduling optimization in urban environments[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2025, 145: 116118.
- [39] JIAO Q Y, LIU Y S, ZHENG Z G, et al. Ground risk assessment for unmanned aircraft systems based on dynamic model[J]. *Drones*, 2022, 6(11): 324.
- [40] 王 祝, 张梦通, 张振鹏, 等. 基于多指标动态优先级的无人机协同路径规划[J]. *航空学报*, 2024, 45(4): 262-275.
- WANG Zhu, ZHANG Meng-tong, ZHANG Zhen-peng, et al. Multi-UAV cooperative path planning based on multi-index dynamic priority [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(4): 262-275.