http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0843

基于风险约束的城市空域无人机安全路径规划

朱元军[1,2]，李妍[1,2]，张学军[1,2,*]，张维东[2,3]

(1. 北京航空航天大学 电子信息工程学院，北京 100191；2. 北京航空航天大学 空地一体新航行系统技术全国重点实验室，北京 100191；3. 北京航空航天大学 网络空间安全学院，北京 100191)

摘 要：面向未来低空经济的发展需要，针对城市空域无人机（UAVs）的安全路径规划问题，使用栅格法建模来表征离散三维空间，综合考虑无人机性能、无人机运行安全风险约束、城市空域结构等因素的影响，构建以最小化路径综合代价为目标函数的无人机三维安全路径规划模型。提出改进的风险约束A*（RC-A*）算法搜索无人机最优安全路径：采用考虑无人机物理参数、性能参数、地面人员密度和风险缓解措施的运行风险评估模型；设计综合距离代价和风险代价的实际代价函数与启发式函数；引入转向角度限制条件，提高算法的搜索效率。设计基于真实场景的仿真实验，结果表明：所提算法具备在城市三维空间中规划无人机安全路径的能力，与标准的A*算法相比，2组实验中路径总风险分别减少了67.34%和57.98%。

关 键 词：城市交通；无人机；路径规划；风险评估；风险约束
中图分类号：V279
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)11-3958-11

“低空经济”作为新质生产力和战略性新兴产业典型代表，正被积极打造成为新的增长引擎。作为低空经济的主要载体，无人机(unmanned aerial vehicles, UAVs)近年来持续处于蓬勃发展时期，广泛应用在军事和民用的各应用领域[1-2]。随着无人机等航空器加入低空尤其是城市低空空域运行，城市空中交通(urban air mobility, UAM)[3]系统概念被提出，并引发广泛关注。可以说，UAM系统已经成为未来智能运输系统发展的必然趋势。目前，国内外业界和学术界已对其涉及的关键理论与核心技术展开了初步探索与研究[4-5]。其中，基于可接受风险的无人机运行规划技术研究是保障城市低空飞行安全的关键，其核心思路就是通过考虑城市运行安全风险约束、无人机的飞行性能等因素，为无人机系统规划出一条运行风险尽量最小化的有效飞行路径。

对于传统的无人机路径规划问题，国内外学者已经开展了广泛的研究，形成了较为成熟的体系，主要可以分为：以混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)算法等为代表的线性规划算法[6]，以Dijkstra算法、A*算法、快速扩展随机树(rapidly-exploring random tree, RRT)算法等为代表的图搜索算法[7-8]，以遗传算法(genetic algorithm, GA)、蚁群优化(ant colony optimization, ACO)算法和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法为代表的智能优化算法[9-10]，和以深度强化学习算法为代表的人工智能类算法[11]等。但上述算法各有优缺点，对于在城市空域的无人机路径规划问题，众多学者做出了一系列针对性改进优化。胡莘婷等[12]提出了一种改进聚类蚁群算法来实现离散型城市环境下的安全路径规划。Primatesta等[13]提出了一种基于风险感知的城市环境无人机路径规划策略，使用风险地图将空间的离散位置与适当的风险代价相结合，进而实现路径的静态和动态规

收稿日期：2024-11-27；录用日期：2025-02-14；网络出版时间：2025-03-27 15:57
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250327.1510.001
基金项目：安徽省科技创新攻坚计划项目 (202423h08050007)
*通信作者. E-mail：zhxj@buaa.edu.cn

引用格式：朱元军，李妍，张学军，等. 基于风险约束的城市空域无人机安全路径规划 [J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（11）：3958-3968. Zhu Y J，Li Y，Zhang X J，et al. Risk-constrained safe path planning for unmanned aerial vehicles in urban airspace [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（11）：3958-3968（in Chinese）.

划。张洪海等[14]结合城市低空物流配送要求, 提出一种综合考虑运行风险、噪声水平和运输成本的无人机路径规划方法, 能够实现多目标优化。王飞等[15]构建一种考虑物流配送顺序和路径协同规划的双层模型, 提出了一种改进的 PSO 算法求解无人机有效飞行路径。Pang 等建立了考虑地面风险、财产损失、噪声影响等综合成本的评估模型, 提出一种基于分布估计算法和 CostA*的混合估计算法[16], 实现城市空域无人机路径规划, 并进一步在文献 [17] 中针对飞行冲突问题, 提出了一种考虑风险约束的自适应冲突解脱决策方法来对预先规划的无人机路径进行优化。

纵观上述成果, 现有研究已在城市空域无人机安全路径规划领域做出了积极探索, 但仍有不足之处。部分研究仅考虑碰撞风险, 没有从路径规划的角度减少故障发生后造成的地面人员伤亡损失; 部分研究虽能规划得到综合考虑风险的有效路径, 但很难同时兼顾安全性和效率; 也有部分研究仅在仿真场景中对无人机路径规划方法进行验证对比, 无法保证城市实际复杂飞行环境的适用性。

针对上述问题, 本文综合考虑了无人机的飞行高度、转向角度、运行风险、路径长度和可用空域等约束条件, 建立评价无人机路径效率和安全性的路径综合代价模型; 引入动态评价路径目标区域风险分布情况的启发式函数, 可以根据算法的搜索状态提供更加精确的启发式信息; 以最小化无人机路径综合代价为优化目标, 提出了基于风险约束 A*(risk-constrained A*, RC-A*)算法的无人机城市空域安全路径规划方法, 可以有效搜索到城市三维空间中无人机的最优安全路径。

1　无人机安全路径规划问题建模

1.1　城市空域环境模型

城市空域是无人机运行的基础, 为表征空域运行环境, 利用栅格将城市三维空域进行离散化处理, 将范围$n\times m\times l$的栅格交叉点作为节点, 并进行编号。将三维空间离散化表示成一个分布均匀的三维点云, 用矩阵$\boldsymbol{P}_{n,m,l}$来描述, 其中, $P(i,j,h)(i=1,2,\cdots,n;j=1,2,\cdots,m;h=1,2,\cdots,l)$表示空间中的坐标为$(i,j,h)$的一个点, 则三维矩阵在高度$h$上的平面矩阵可以表示为

$$\boldsymbol{P}_{n,m,l}=\begin{bmatrix}P(1,1,h) & P(1,2,h) & \cdots & P(1,m,h)\\ P(2,1,h) & P(2,2,h) & \cdots & P(2,m,h)\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ P(n,1,h) & P(n,2,h) & \cdots & P(n,m,h)\end{bmatrix} \tag{1}$$

将城市低空环境中的建筑物视为无人机运行的静态障碍, 在三维空间矩阵中, 用 1 表示城市建筑物所占用的空间点, 用 0 表示城市建筑物未占用的空间点, 可以得到矩阵$\boldsymbol{B}_{n,m,l}$用来表示城市建筑物占用的节点, 表达式为

$$B(i,j,h)=\begin{cases}1\\0\end{cases} \tag{2}$$

式中: $B(i,j,h)$表示建筑物点云$\boldsymbol{B}_{n,m,l}$中的坐标为(i,j,h)的点。

对矩阵$\boldsymbol{B}_{n,m,l}$取反, 则得到对于无人机飞行可以使用的空间, 表示为矩阵$\boldsymbol{U}_{n,m,l}$, 其中所有的节点就是无人机可能使用的潜在飞行航路节点。如图 1 所示, 用一系列的航路节点R_r^{P}来表示无人机的飞行路径, 记为路径R_{Path}, 具体如下:

$$R_{\mathrm{Path}}=\{R_0^{\mathrm{P}},R_1^{\mathrm{P}},\cdots,R_k^{\mathrm{P}}\} \tag{3}$$

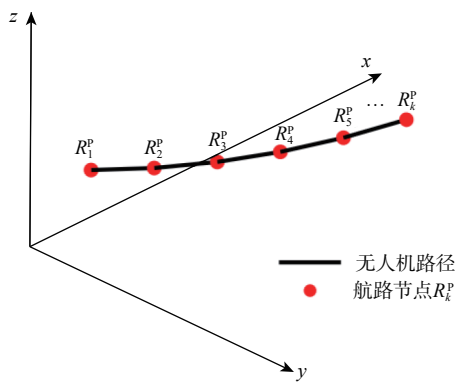


图 1　飞行路径在离散三维空间中的表示形式

Fig. 1　Depiction of flight path in discrete 3D airspace

1.2　无人机运行风险矩阵模型

无人机的运行风险表示无人机系统在空中失效并坠毁在城市地面造成的人员伤亡期望, 是无人机在城市空域中飞行给公共安全带来的最重要影响。在城市空域$\boldsymbol{P}_{n,m,l}$中, 可以构建大小相匹配的三维运行风险矩阵$\boldsymbol{R}_{n,m,l}$, 则在高度h上的平面矩阵为

$$\boldsymbol{R}_{n,m,l}=\begin{bmatrix}R(1,1,h) & R(1,2,h) & \cdots & R(1,m,h)\\ R(2,1,h) & R(2,2,h) & \cdots & R(2,m,h)\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ R(n,1,h) & R(n,2,h) & \cdots & R(n,m,h)\end{bmatrix} \tag{4}$$

式中: $R(i,j,h)$为无人机在坐标为(i,j,h)位置飞行时的运行风险, 其含义是无人机在该坐标位置坠毁时造成的伤亡期望, 其数值受到无人机空中失效概率和最终地面风险大小的共同影响, 单位为伤亡人数/飞行小时, 计算式为

$$R(i,j,h)=P(L)R_{\mathrm{f}}(i,j,h) \tag{5}$$

式中: $P(L)$为无人机在空中飞行时失效并坠毁的概率; $R_{\mathrm{f}}(i,j,h)$为无人机坠毁在地面上位置为(i,j,h)网

格内的最终地面风险值，可以用最终地面风险矩阵$\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}$来表示。

无人机的最终地面风险表示当无人机已经失效后坠毁在地面时给地面人员造成的风险影响，其值等于无人机初始地面风险矩阵$\boldsymbol{R}_i$和无人机风险缓解措施效果矩阵$\boldsymbol{M}$的哈达玛积，表达式为

$$\boldsymbol{R}_{\mathrm{f}} = \boldsymbol{R}_i \odot \boldsymbol{M} \tag{6}$$

无人机的初始地面风险$\boldsymbol{R}_i$为无人机运行的固有属性，仅与无人机的特征参数（最大特征尺寸、最大起飞质量、巡航速度）和坠落区域的地面人群密度有关[18]，$\boldsymbol{R}_i$元素表达式为

$$R_i(i,j,h) = D_{\mathrm{peo}} A_{\mathrm{cas}} \tag{7}$$

式中：D_{peo}为无人机坠毁区域的地面人员密度；A_{cas}为无人机坠毁造成的伤亡区域面积。

无人机风险缓解措施效果矩阵$\boldsymbol{M}$则表示无人机坠毁采用缓解措施时的作用效果[19]，分为M1和M2这2种类型，计算式为

$$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{M}_1 \odot \boldsymbol{M}_2 \tag{8}$$

式中：矩阵$\boldsymbol{M}_1$和$\boldsymbol{M}_2$分别表示M1类型和M2类型2种措施的缓解效果。

M1类型是减少直接暴露在风险区域中的人群数量，可以通过量化地面建筑物等要素对人员受到无人机撞击的保护效果来表示。无人机撞击造成的致死率P_{f}为

$$P_{\mathrm{f}} = (1-k) \Bigg/ \left[1 - 2k + \sqrt{\frac{\alpha}{\beta}} \left(\frac{\beta}{E_{\mathrm{crash}}} \right)^{\frac{3}{P_{\mathrm{s}}}} \right] \tag{9}$$

式中：P_{s}为地面遮蔽系数；参数α为当$P_{\mathrm{s}}=6$时致死率$P_{\mathrm{f}}=50\%$所需的撞击能量值；参数β为无人机撞击人类致死所需的能量阈值；E_{crash}为无人机撞击时的动能；k为校正因子，适用于当无人机撞击瞬时动能较低时的情况，可由式(10)计算：

$$k = \min \left[1, \left(\frac{\beta}{E_{\mathrm{crash}}} \right)^{\frac{3}{P_{\mathrm{s}}}} \right] \tag{10}$$

M2类型是减少无人机撞击地面造成的影响，目前广泛受到关注的方法是给无人机安装降落伞。通过分析降落伞系统在无人机空中失效后的运动学过程，来表征M2措施的缓解效果。以本文研究的DJI M350多旋翼无人机为例，图2分析了装配降落伞的多旋翼无人机失效后的坠落过程，在理想状态下，受到重力和空气阻力F_{airdrag}的影响，速度方向与空气阻力方向相反。下降过程可以分为2个阶段，第1阶段无人机失去动力，从匀速水平飞行的状态转为弹道下降状态，此时降落伞系统没有工作；第2阶段降落伞系统打开，无人机进入降落伞下降状态。图2中，F_{power}为无人机动力。

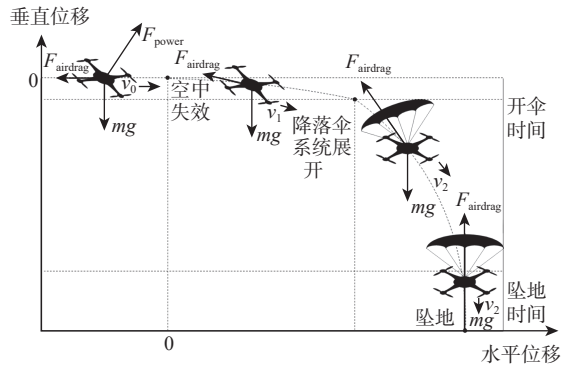


图2 多旋翼无人机失效后坠落过程分析

Fig. 2 Analysis of falling process of a multirotor UAV

具体关于无人机地面风险计算方式的推导，可以参考文献[20]，本文不多做赘述。

1.3 无人机路径规划优化模型

基于风险约束的无人机安全路径规划问题，本质上是要在含有风险因素的可用三维空间中，找到一条从起点到目标点综合代价最小的最优路径。目标是优化无人机的路径综合代价，可表示为式(11)，约束无人机飞行路径综合代价的因素有飞行高度、转向角度、运行风险、路径长度和可用空域等。

$$\min C_{\mathrm{Path}} = \sum_{r=1}^{K} C_r \tag{11}$$

式中：C_{Path}为无人机执行飞行任务的路径综合代价；$C_r(r=1,2,\cdots,K)$为无人机在$R_{r-1}^{\mathrm{P}} R_r^{\mathrm{P}}$这一路径段上的综合代价。

无人机在三维风险空间中寻找最优路径的约束条件如下。

1）飞行高度约束。在本文中，设置城市空域可以使用的飞行高度区间为$[h_{\mathrm{low}}, h_{\mathrm{high}}]$，无人机在运行过程的阶段（不包括起飞和降落）应在该高度范围内飞行，同时需要绕过或飞跃不同高度的建筑物。

2）转向角度约束。本文以受到较多关注的多旋翼无人机作为研究对象，考虑到无人机的性能限制，约束路径规划算法的搜索角度范围，即无人机在三维空间中的飞行方向变化角度$\theta_{\mathrm{UAV}} \in [0, \pi/3]$。

3）运行风险约束。基于运行风险矩阵，无人机在单位路径段上飞行所带来的风险代价（即造成的伤亡期望）可以由式(12)和式(13)计算：

$$C_{\mathrm{risk}}^{r} = t_r R(i,j,h) \tag{12}$$

$$t_r = \left\| \overrightarrow{R_{r-1}^{\mathrm{P}} R_r^{\mathrm{P}}} \right\|_2 \Big/ v_{\mathrm{UAV}} \tag{13}$$

式中: C_{risk}^{r}为单位路径的风险代价; t_r为无人机从航路节点R_{r-1}^{P}飞行到R_r^{P}所用的时间; $\left\|\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\right\|_2$为无人机从航路节点$R_{i-1}^{\text{P}}$飞行到$R_i^{\text{P}}$所移动的距离; v_{UAV}为无人机的巡航速度。

4) 路径长度约束。在离散的三维空间中, 无人机的飞行路径R_{Path}可以连接所有相邻航路节点来表示, 计算每组相邻航路节点的欧几里得距离并求和, 则可以得到总飞行路径长度。对于任意一段单位路径$R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}$, 其路径长度可以表示为

$$C_{\text{dist}}^{r}=\left\|\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\right\|_2 \tag{14}$$

式中: C_{dist}^{r}为单位路径的路径长度。

5) 可用空域约束。飞行路径规划算法的搜索空间应在无人机可飞行的空间节点矩阵$\boldsymbol{U}_{n,m,l}$内, 为使路径规划算法搜索过程中避开地形建筑物, 则需要约束。

将城市空域中无人机飞行路径的综合代价作为目标函数, 无人机的飞行高度、转向角度、运行风险、路径长度和可用空域作为约束条件, 可以得到三维空间中无人机的路径规划问题模型为

$$\begin{cases}\min \quad C_{\text{Path}}=\sum\limits_{r=1}^{K}C_r=\sum\limits_{r=1}^{K}(\alpha_1 C_{\text{dist}}^{r}+\alpha_2 C_{\text{risk}}^{r})\\ \text{s.t.}\quad \begin{cases}h_{\text{low}}\leqslant h_{\text{UAV}}\leqslant h_{\text{high}}\\ \theta_{\text{UAV}}\leqslant\dfrac{\pi}{3}\\ C_{\text{dist}}^{r}=\left\|\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\right\|_2\\ C_{\text{risk}}^{r}=R(i,j,h)\dfrac{\left\|\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\right\|_2}{v_{\text{UAV}}}\end{cases}\end{cases} \tag{15}$$

式中: α_1和α_2分别为路径长度代价和风险代价的权重系数, 且满足$\alpha_1+\alpha_2=1$。

2　三维安全路径规划算法设计

A*算法是一种经典的启发式搜索算法, 广泛应用于二维平面内的最短路径规划问题。标准 A*算法从开放列表中搜索具有最小总代价函数$f(r)$的节点r进行处理:

$$f(r)=g(r)+h(r) \tag{16}$$

式中: $g(r)$为从起始点到节点r的实际代价; $h(r)$为从节点r到目标点的估计代价的启发式函数。

在三维空间无人机路径规划问题中引入 A*算法时, 需要对 A*算法的实际代价函数和启发式函数进行改进, 以便同时考虑飞行距离和风险因素。

2.1　实际代价函数设计

在考虑静态运行风险约束的三维空间中, 仅使用欧氏距离作为距离代价的实际代价函数并不能评价路径的安全性, 需要将风险信息纳入计算。因此, 本文在设计复合实际代价函数时, 综合考虑了路径的距离代价和风险代价, 如下:

$$G(r)=G(r-1)+\alpha_1 C_{\text{dist}}^{r}+\alpha_2 C_{\text{risk}}^{r} \tag{17}$$

式中: $G(r-1)$为从起始点到父节点R_{r-1}^{P}的实际累积代价; C_{dist}^{r}为节点R_{r-1}^{P}到节点R_r^{P}的距离代价; $C_{\text{risk}}^{\text{r}}$为节点$R_{r-1}^{\text{P}}$到节点$R_r^{\text{P}}$的风险代价, 且满足$\alpha_1+\alpha_2=1$。

在计算风险代价时, 因为实际数值与单位的影响, 导致风险代价数值与距离代价数值会相差很大数量级, 相加容易造成风险代价被忽略。距离代价数值是基于所建立模型的单位标准值计算, 即每个网格单位长度为 1 m, 因此, 需要对风险代价进行归一化处理, 如式(18)所示, 使归一化后的风险代价和距离代价能够在同一数量级进行比较。

$$C_{\text{norm,risk}}^{r}=\frac{R(i,j,h)}{R_{\text{norm}}}\cdot\frac{\left\|\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\right\|_2}{v_{\text{UAV}}} \tag{18}$$

式中: $C_{\text{norm,risk}}^{r}$为归一化后的风险代价; R_{norm}为该区域路径的归一化风险水平, 取风险矩阵元素的平均值和中位数中的较小值来代表该区域的风险水平的集中分布趋势, 作为归一化风险水平, 其表达式为

$$R_{\text{norm}}=\min\left(\frac{\sum\limits_{\boldsymbol{R}_{n,m,l}}R(i,j,h)}{n\times m\times l},M(R(i,j,h))\right) \tag{19}$$

式中: $M(R(i,j,h))$为风险矩阵元素中所有风险值的中位数。

2.2　启发式函数设计

启发式函数的作用是估算从当前节点R_r^{P}到目标节点的预期代价。传统的欧几里得距离启发式函数只能反映距离代价, 因此, 需要改进启发式函数的计算方法, 使其在预期代价估计中纳入目标路径上的风险预估。

将从当前节点到目标节点路径的预期代价分为两部分: 距离代价和风险代价。构建预期距离代价函数$H_{\text{dist}}(r)$, 使用欧几里得距离计算当前节点R_r^{P}到目标节点的直线距离, 则有:

$$H_{\text{dist}}(r)=\left|\left|\boldsymbol{p}_{R_r^{\text{P}}}-\boldsymbol{p}_{\text{GOAL}}\right|\right|_2 \tag{20}$$

式中: $\boldsymbol{p}_{R_r^{\text{P}}}$和$\boldsymbol{p}_{\text{GOAL}}$分别为当前节点$R_r^{\text{P}}$和目标节点的三维位置向量。

为估计目标路径上的风险代价, 构建当前节点R_r^{P}到目标节点的归一化预期风险代价函数$H_{\text{norm,risk}}(r)$, 用归一化预期风险估值和预计飞行时间相乘得到:

$$H_{\text{norm,risk}}(r)=\frac{R_{\text{pred}}(r)}{R_{\text{norm}}}t_{\text{pred}} \tag{21}$$

$$t_{\text{pred}}=\frac{\left|\left|\boldsymbol{p}_{R_r^{\text{P}}}-\boldsymbol{p}_{\text{GOAL}}\right|\right|_2}{v_{\text{UAV}}} \tag{22}$$

式中：$R_{\text{pred}}(r)$为从当前节点R_r^{P}到目标节点的预计风险估值；t_{pred}为预计飞行时间。

由于风险在不同空域单元中分布不均匀且难以预测，导致很难获取合适的启发式函数值。当启发式函数值过大，可能会导致风险代价下限提高，从而降低算法的性能；相反，如果启发式函数值过小，则在下限范围内搜索空间变大，算法的计算效率会明显降低。找到一个合适的启发式函数值可以使算法在路径质量和计算效率之间取得良好的平衡，因此，选择合适的方法计算预计风险估值是改进启发式函数的重要步骤。

选取以当前节点R_r^{P}到目标节点的线段为对角线的立方体范围，立方体的6个面平行或垂直于网格空间的坐标平面，如图3所示。用该立方体空间表示预期风险代价的搜索空间范围，记为集合$P(x,y,z)$，则有

$$\begin{cases}\min(i_r,i_{\text{g}})\leqslant x\leqslant\max(i_r,i_{\text{g}})\\ \min(j_r,j_{\text{g}})\leqslant y\leqslant\max(j_r,j_{\text{g}})\\ \min(h_r,h_{\text{g}})\leqslant z\leqslant\max(h_r,h_{\text{g}})\end{cases} \tag{23}$$

式中：(i_r,j_r,h_r)和$(i_{\text{g}},j_{\text{g}},h_{\text{g}})$分别表示节点$R_r^{\text{P}}$和目标节点的三维坐标；$x,y,z$均为正整数。

统计搜索空间范围$P(x,y,z)$内所有空间点的风险值分布情况，计算预期风险代价如下：

$$R_{\text{pred}}(r)=\min(R_{\text{avg}},R_{\text{med}}) \tag{24}$$

式中：R_{avg}为搜索空间范围内所有节点的平均风险值，由式(25)计算；R_{med}为该范围内所有节点风险值的中位数，由式(26)计算。

$$R_{\text{avg}}=\frac{1}{n_P}\sum_{P}R(x,y,z) \tag{25}$$

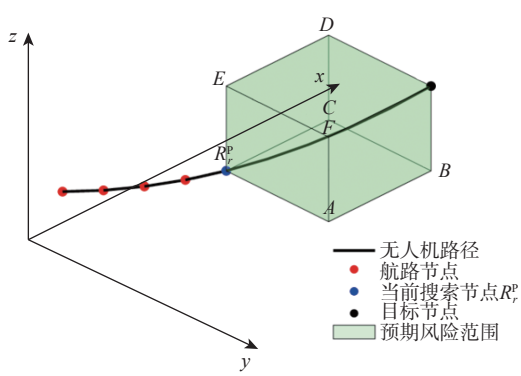


图3 改进启发式函数的预期风险代价统计范围

Fig. 3 Statistical range of predicted risk cost for improved heuristic function

$$R_{\text{med}}=M(R(x,y,z)) \tag{26}$$

式中：n_P为搜索空间范围内的所有节点个数。

在搜索空间范围内的风险数据集中，R_{avg}和R_{med}都可以表征风险数据的分布情况和集中趋势，取两者的较小值可以让路径的风险范围落在较小的区间内。这种方式可以使启发式函引导算法找到质量更好的路径。综合预期距离代价和预期风险代价，可以构建改进的启发式函数为

$$H(r)=\alpha_1H_{\text{dist}}(r)+\alpha_2H_{\text{norm,risk}}(r) \tag{27}$$

通过调节权重系数，可以平衡距离和风险在启发式函数中的权重。

2.3 快速搜索策略设计

在离散三维空间中，对于每一个航路点R_r^{P}，其周围有26个邻居节点可以作为可选择的下一个潜在航路节点。为提升算法性能，避免路径规划算法在某些特殊节点陷入局部最优，同时考虑到无人机的性能限制，约束路径规划算法的搜索角度范围，即无人机飞行方向变化角度$\theta_{\text{UAV}}\in[0,\pi/3]$。在本文使用的模型中，无人机飞行方向的变化角度计算式为

$$\theta_{\text{UAV}}=\arccos\left(\frac{\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\cdot\overrightarrow{R_r^{\text{P}}R_{r+1}^{\text{P}}}}{\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}\times\overrightarrow{R_r^{\text{P}}R_{r+1}^{\text{P}}}}\right) \tag{28}$$

式中：$\overrightarrow{R_{r-1}^{\text{P}}R_r^{\text{P}}}$和$\overrightarrow{R_r^{\text{P}}R_{r+1}^{\text{P}}}$分别表示从航路点$R_{r-1}^{\text{P}}$到$R_r^{\text{P}}$和从航路点$R_r^{\text{P}}$到$R_{r+1}^{\text{P}}$的2个向量。

限制无人机只向当前航路节点前方角度范围$[0,\pi/3]$内搜索，可以使算法在选择下一扩展节点时，只向当前航路节点前方的若干个备选点搜索，提升搜索效率，如图4所示。

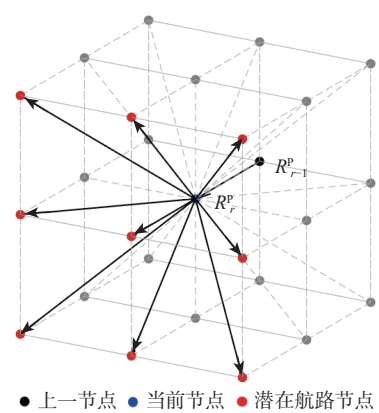


图4 离散三维空间中当前节点的潜在航路节点

Fig. 4 Current nodes and potential route nodes in discrete 3D space

2.4 改进的A*算法流程

综合实际代价函数和启发式函数，改进的A*算法总代价函数$F(r)$表达式为

$$F(r)=G(r)+H(r) \tag{29}$$

本文算法的实现流程如图 5 所示, 具体步骤如下。

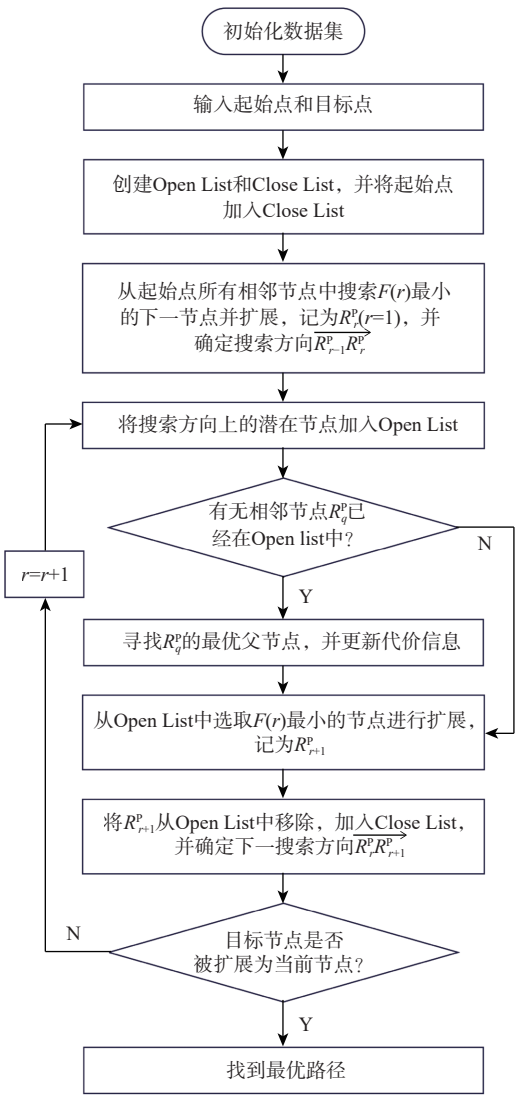


图 5　本文改进的 RC-A*算法流程

Fig. 5　Flow of the improved RC-A* algorithm

步骤 1　初始化无人机的性能参数、地形函数、静态运行风险函数、飞行路径约束条件、可用搜索空间等。

步骤 2　输入起始点和目标点的位置坐标。

步骤 3　创建开放列表 Open List, 用于储存待探索的节点, 并将起始点加入 Open List; 创建闭合列表 Close List, 用于储存已探索过的节点。

步骤 4　将起始点相邻的 26 个节点加入 Open List, 分别计算总代价函数值 $F(r)$, 选择 $F(r)$值最小的节点扩展, 记作 $R_r^p(r=1)$, 并将 R_r^p加入 Close List。

步骤 5　循环执行以下步骤。

1) 将当前节点 R_r^p在 $\overrightarrow{R_{r-1}^pR_r^p}$(当 r=1 时, R_{r-1}^p为起始点)方向上的 9 个潜在节点(非 Close List 中的节点)加入 Open List。

2) 若其中有节点 R_q^p已经在 Open List 中, 则表明节点 R_q^p此前已经被扩展, 需要确定节点 R_q^p的最优父节点。若当前节点 R_r^p到达节点 R_q^p的实际累计代价值 $G(r)$比原节点更低, 则更新其代价信息和父节点索引, 确保找到的路径总是最优。

3) 分别计算 Open List 中所有节点的总代价函数值 $F(r)$, 选择 $F(r)$值最小的节点扩展, 记作 R_{r+1}^p, 并将 R_{r+1}^p加入 Close List。

4) 更新节点序号 r=r+1。

步骤 6　当目标节点被选为当前节点时, 表示已经找到了最优路径, 终止循环步骤 5; 否则, 当 Open List 为空时, 表示不存在从起始点到目标点的可行路径, 终止循环步骤 5。

3　仿真实验与分析

3.1　仿真场景与参数设置

为验证本文算法的有效性, 使用 MATLAB 进行仿真实验。仿真场景数据选取深圳市南山区大小为 1.2 km×1.2 km 的真实场景, 深圳是中国发展低空经济的首批试点城市之一, 美团等公司已经在深圳实际开展了无人机配送的业务, 因此, 用深圳作为仿真场景更具实际意义, 同时, 该区域的风险分布疏密明显, 在仿真场景中对算法具备良好的测试能力。采用栅格法对仿真场景进行建模, 图 6 为该区域中的建筑物群在离散三维空间中的可视图, 其中, x 轴方向为由北到南, y 轴方向为由西到东。

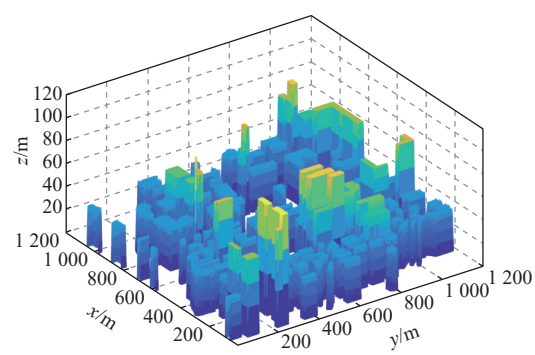


图 6　仿真场景设置

Fig. 6　Simulation scenario setting

使用谷歌地图和开放街道地图(open street map, OSM)地图的数据集, 统计和测算地表要素, 以计算地面遮蔽系统, 并基于 worldpop 全球人口分布数据集模拟人口密度数据。以 DJI M350 无人机为研究对象, 使用文献 [20] 的方法计算该无人机在城市空域飞行的三维运行风险矩阵。计算涉及到的关键参数如表 1 所示, 三维运行风险矩阵的可视化展示形式如图 7 所示。

表1 运行风险矩阵关键参数

Table 1 Key parameters of operations risk matrix

参数	数值
无人机系统失效概率$P(L)$	10^{-7}
重力加速度g/(m·s^{-2})	9.8
α/J	3.4×10^{4}
β/J	34
无人机起飞质量m/kg	9.2
无人机巡航速度v_{UAV}/(m·s^{-1})	20

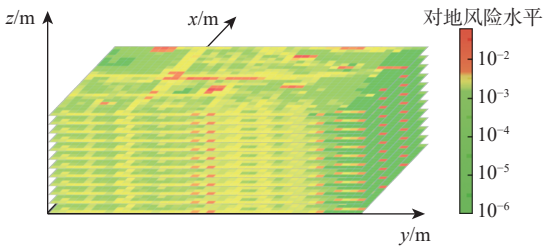


图7 三维运行风险矩阵表征

Fig. 7 Representation of 3D operations risk matrix

本文仿真了基于图结构搜索路径的RRT*算法、标准A*算法、文献[13]中提出的经典RiskA*算法和本文提出的改进RC-A*算法在同一场景中的安全路径规划能力，其中，RiskA*算法使用的启发式信息基于全局风险水平计算。仿真场景主要参数和路径规划算法参数设置如表2所示。

表2 仿真场景与路径规划算法参数

Table 2 Parameters of simulation scenario and path planning algorithm

参数	数值
仿真场景大小/m	1 200×1 200
栅格大小/m	1
最大飞行高度h_{high}/m	90
最小飞行高度h_{low}/m	30
最大转向角度θ_{UAV}/rad	π/3
起始点1坐标/m	(100,1 100,30)
起始点2坐标/m	(900,1 150,30)
目标点1坐标/m	(1 100,100,30)
目标点2坐标/m	(10,10,30)
距离代价权重α_1	0.4
风险代价权重α_2	0.6
算法搜索步长	10

3.2 仿真结果分析

仿真分别验证了4种算法从起始点(100,1 100,30) m到目标点(1 100,100,30) m，和起始点(900,1 150,30) m到目标点(10,10,30) m这2组路径的性能，实验数据如表3和表4所示，实验结果如图8～图11所示。其中，路径综合代价可以衡量算法生成路径的质量，路径总风险表示无人机按生成的路径执行单次飞行任务造成的伤亡人数期望，可以代表生成路径的安全水平。

表3 无人机路径规划算法性能比较（组1）

Table 3 Performance comparison of UAV path planning algorithms (group 1)

算法	路径点数量/个	路径总长度/m	路径总风险	路径综合代价
RRT*	178	1 758.94	1.32×10^{-7}	996.38
标准A*	101	1 439.64	5.48×10^{-8}	761.82
RiskA*[13]	163	1 965.05	1.83×10^{-8}	782.13
RC-A*	150	1 708.57	1.79×10^{-8}	717.20

表4 各算法相对于标准A*算法性能比较（组1）

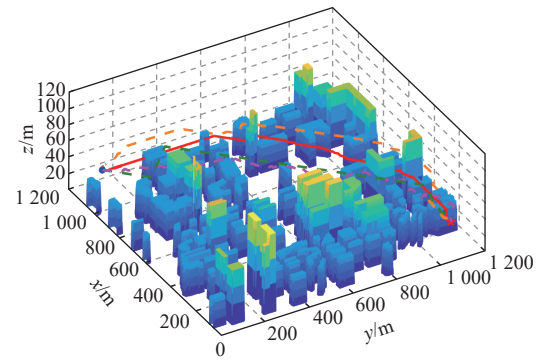
Table 4 Performance comparison relative to the standard A* algorithm (group 1)

算法	与标准A*算法对应指标的比值/%			
	路径点数量	路径总长度	路径总风险	路径综合代价
RRT*	176.24	122.18	240.88	130.79
RiskA*[13]	161.39	136.50	33.39	102.67
RC-A*	**148.51**	**118.68**	**32.66**	**94.14**

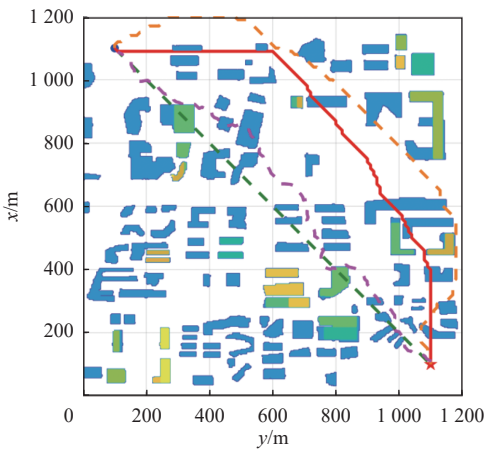
注：表中数据为各算法指标与标准A*算法对应指标的比值，标准A*算法对应值为100%。

表3是4种算法从起始点(100,1 100,30) m到目标点(1 100,100,30) m寻找到的无人机路径数据，表4中数据字体加粗代表最优，4种算法均能寻找到可用路径。本文RC-A*算法相比较于标准A*算法，路径总长度增加了18.68%，但路径总风险减少了67.34%，路径综合代价降低了5.86%，且在这3项数据上的表现均优于RRT*算法和RiskA*算法。

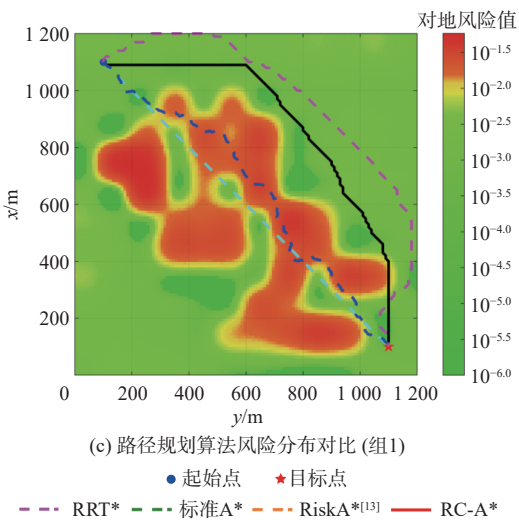
图8展示了4种算法路径规划结果，综合图8(a)和图8(b)可以看出，RRT*算法寻找到了一条较优的可行路径，标准A*算法寻找到了一条距离最短的路径。但在图8(c)所展示的二维风险热力图中，标准A*算法和RRT*算法均经过了高风险区域，因



(a) 路径规划算法三维结果对比 (组1)



(b) 路径规划算法二维结果对比 (组1)



(c) 路径规划算法风险分布对比 (组1)

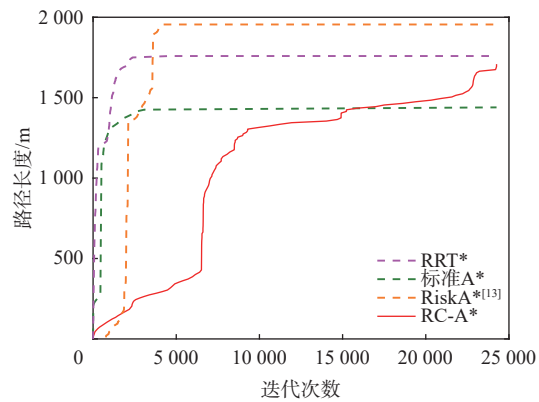
图 8　无人机路径规划结果对比(组 1)

Fig. 8　Comparison of the results for UAV path planning (group 1)

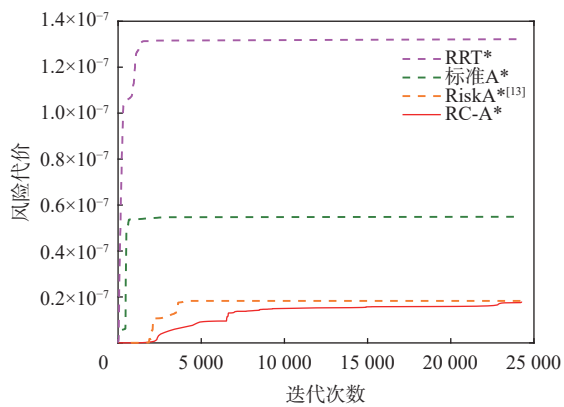
此, 路径的总风险代价较高, 而文献 [13] 提出的 RiskA*算法和本文提出的 RC-A*算法均有效规避了高风险区域, 相较于 RiskA*算法, 本文算法使用的动态启发式信息可以使算法在距离代价和风险代价的平衡性上表现更优, 从而使对应的路径综合代价更小。

因为 4 种算法都是基于图搜索的方式, 采用从起始点向目标点搜索的策略, 所以统计了 4 种算法寻找到的最终路径数据随着迭代次数的变化情况。图 9 展示了 4 种算法的路径数据收敛情况对比, RC-A*算法相比于 RiskA*算法收敛速度相对较慢, 但风险代价和路径综合代价在搜索过程中始终优于 RiskA*算法。RRT*算法和标准 A*算法虽然可以快速收敛, 但风险代价较高, 路径质量较差。

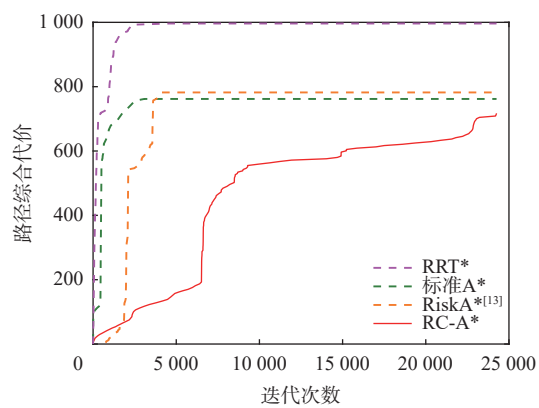
表 5 为 4 种算法在起始点 (900,1 150,30) m 到目标点 (10,10,30) m 生成的路径数据。表 6 中数据字体加粗代表最优, 本文 RC-A*算法相比较于标准 A*算法, 路径总长度增加了 6.57%, 但路径总风险减少了 57.98%, 路径综合代价减少了 5.13%; 相较于 RiskA*算法, 路径总风险增加了 51.76%, 但路径



(a) 路径长度收敛情况 (组1)



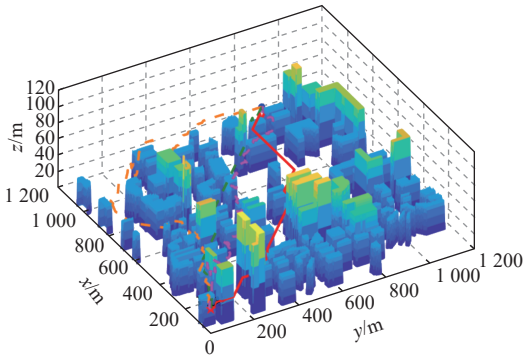
(b) 风险代价收敛情况 (组1)



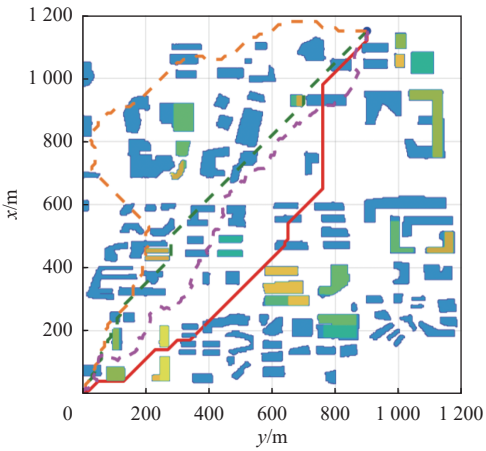
(c) 路径综合代价收敛情况 (组1)

图 9　4 种路径数据随迭代次数变化情况对比(组 1)

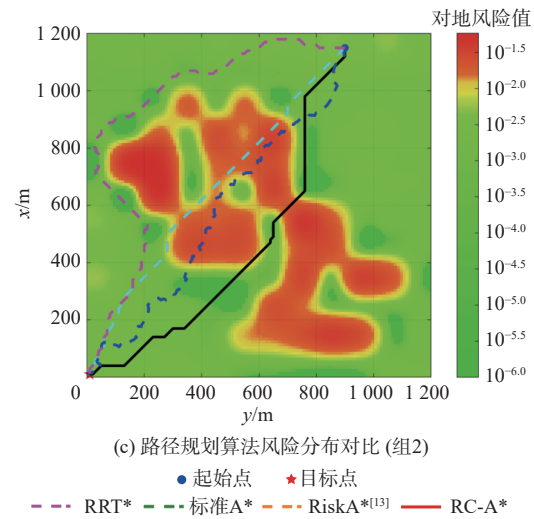
Fig. 9　Comparison of data changes in four paths with number of iterations (group 1)



(a) 路径规划算法三维结果对比 (组2)



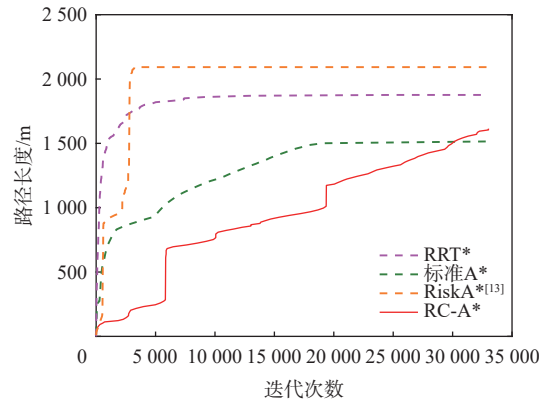
(b) 路径规划算法二维结果对比 (组2)



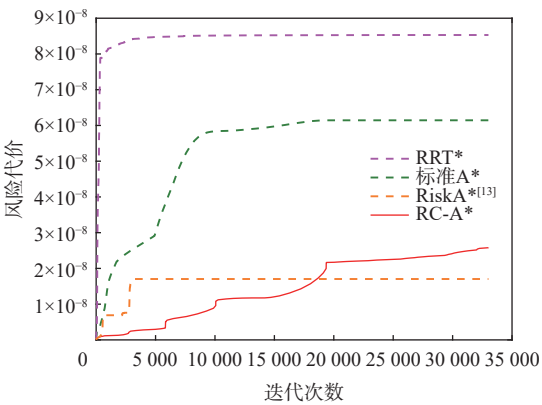
(c) 路径规划算法风险分布对比 (组2)

图 10 无人机路径规划结果对比(组 2)

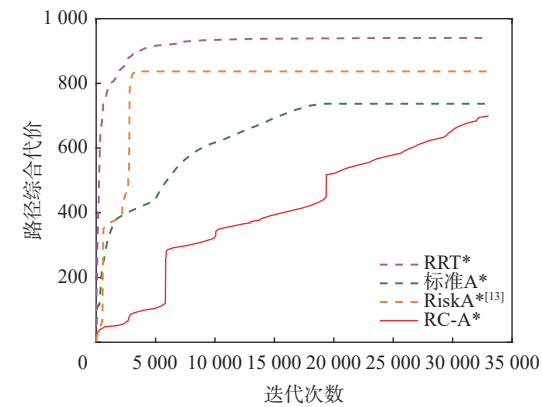
Fig. 10 Comparison of results for UAV path planning (group 2)



(a) 路径长度收敛情况 (组2)



(b) 风险代价收敛情况 (组2)



(c) 路径综合代价收敛情况 (组2)

图 11 4 种路径数据随迭代次数变化情况对比(组 2)

Fig. 11 Comparison of data changes in four paths with number of iterations (group 2)

总长度减少了 23.22%, 路径综合代价降低了 16.47%, 本文算法生成的路径质量更高。

图 10 展示了第 2 组仿真结果, 标准 A*算法和 RRT*算法寻找到的路径比较相似, 都穿过了高风险地区, RiskA*算法和 RC-A*算法的路径均避开了高风险区域, 算法具备对风险的规避能力。

图 11 展示了第 2 组仿真的路径数据收敛情况, 结合图 10(c) 和图 11(b) 可以看出, RiskA*算法在风险代价的表现上比较敏感, 原因是其使用了基于全局风险分布计算的启发式信息, 在局部的搜索调整能力上相比 RC-A*算法较弱, 因此, 在路径综合代

表 5 无人机路径规划算法性能比较(组 2)

Table 5 Performance comparison of UAV path planning algorithms (group 2)

算法	路径点数量/个	路径总长度/m	路径总风险	路径综合代价
RRT*	190	1 876.37	8.53×10^{-8}	940.28
标准A*	115	1 515.00	6.14×10^{-8}	737.01
RiskA*[13]	172	2 102.44	1.70×10^{-8}	837.08
RC-A*	132	1 614.59	2.58×10^{-8}	699.21

表 6　各算法相对于标准 A*算法性能比较（组 2）

Table 6　Performance comparison relative to standard A* algorithm (group 2)

算法	与标准A*算法对应指标的比值/%			
	路径点数量	路径总长度	路径总风险	路径综合代价
RRT*	165.22	123.85	138.93	127.58
RiskA*[13]	149.57	138.77	**27.69**	113.58
RC-A*	**114.78**	**106.57**	42.02	**94.87**

注: 表中数据为各算法指标与标准A*算法对应指标的比值, 标准A*算法对应值为100%。

价上本文 RC-A*算法性能更为优越。

4　结　论

1) 本文考虑了无人机在城市空域飞行时带来的安全风险影响, 建立了可以同时评价无人机路径效率和安全性的路径综合代价模型。

2) 设计了基于综合代价的启发式函数, 提出预期路径代价估计的动态调整策略, 能够根据算法搜索状态调整风险代价计算范围, 具备有效引导无人机规避城市环境中高风险区域的能力。

3) 提出基于风险约束的 RC-A*路径规划算法, 以城市真实区域和数据作为仿真场景, 设计了仿真实验。相比于标准 A*算法, 本文算法在 2 组实验中生成路径的总风险分别减少了 67.34% 和 57.98%。

4) 影响本文算法性能的主要参数是风险权重系数和归一化处理时使用的归一化风险值。

为使本文 RC-A*算法能处理多场景的无人机三维安全路径规划问题, 未来需要对算法的关键参数设置做进一步研究。

参考文献（References）

[1] Kille T, Bates P R, Lee S Y. Unmanned aerial vehicles in civilian logistics and supply chain management[M]. Hershey: IGI Global, 2019: 33-63.

[2] 范芮滔, 刘昊, 程明, 等. 博弈环境下的多无人机系统协同路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 620-626.
Fan R T, Liu H, Cheng M, et al. Cooperative path planning for multiple unmanned aerial vehicles system in a game-theoretic environment[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 620-626(in Chinese).

[3] FAA. Urban air mobility (UAM) concept of operations (v2.0) [EB/OL]. (2023-04-26)[2024-11-20]. https://www.faa.gov/sites/faa.gov/files/Urban%20Air%20Mobility%20%28UAM%29%20Concept%20of%20Operations%202.0_1.pdf.

[4] Garrow L A, German B J, Leonard C E. Urban air mobility: a comprehensive review and comparative analysis with autonomous and electric ground transportation for informing future research[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 132: 103377.

[5] 朱元军, 李妍, 高子昂, 等. 可接受风险水平下城市空域无人机路径规划方法研究综述[J]. 西华大学学报 (自然科学版), 2022, 41(1): 7-12.
Zhu Y J, Li Y, Gao Z A, et al. A review of UAS route planning in urban airspace with acceptable risk levels[J]. Journal of Xihua University (Natural Science Edition), 2022, 41(1): 7-12(in Chinese).

[6] Albert A, Leira F S, Imsland L. UAV path planning using MILP with experiments[J]. Modeling, Identification and Control: A Norwegian Research Bulletin, 2017, 38(1): 21-32.

[7] Li M, Sun Q P, Zhu M M. UAV 3-dimension flight path planning based on improved rapidly-exploring random tree[C]//Proceedings of the Chinese Control and Decision Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 921-925.

[8] Ye M, Zhao J C, Guan Q L, et al. Research on eVTOL air route network planning based on improved A* algorithm[J]. Sustainability, 2024, 16(2): 561.

[9] Wu Y M, Li Z, Sun C X, et al. Measurement and control of system resilience recovery by path planning based on improved genetic algorithm[J]. Measurement and Control, 2021, 54(7-8): 1157-1173.

[10] Shao S K, Peng Y, He C L, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.

[11] Li Y, Zhang X J, Zhu Y J, et al. A UAV path planning method in three-dimensional urban airspace based on safe reinforcement learning[C]//Proceedings of the IEEE/AIAA 42nd Digital Avionics Systems Conference. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-7.

[12] 胡莘婷, 吴宇. 面向城市飞行安全的无人机离散型多路径规划方法[J]. 航空学报, 2021, 42(6): 452-463.
Hu X T, Wu Y. Risk-based discrete multi-path planning method for UAVs in urban environments[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(6): 452-463(in Chinese).

[13] Primatesta S, Guglieri G, Rizzo A. A risk-aware path planning strategy for UAVs in urban environments[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 95(2): 629-643.

[14] 张洪海, 张连东, 刘皞, 等. 城市低空物流无人机航迹规划模型研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(1): 256-264.
Zhang H H, Zhang L D, Liu H, et al. Track planning model for logistics unmanned aerial vehicle in urban low-altitude airspace[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(1): 256-264(in Chinese).

[15] 王飞, 杨清平. 面向多无人机物流配送的双层任务规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(1): 94-103.
Wang F, Yang Q P. Two-layer task planning method for multi-UAV logistics distribution[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(1): 94-103(in Chinese).

[16] 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.

[17] Pang B Z, Low K H, Lv C. Adaptive conflict resolution for multi-UAV 4D routes optimization using stochastic fractal search algorithm[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 139: 103666.

[18] JARUS. Specific operations risk assessment (SORA) main-

body[EB/OL]. (2024-05-13)[2024-11-20]. http://jarus-rpas.org/wp-content/uploads/2024/06/SORA-v2.5-Main-Body-Release-JAR_doc_25.pdf.

[19] JARUS. Specific operations risk assessment (SORA) Annex-B [EB/OL]. (2024-05-13)[2024-11-20]. http://jarus-rpas.org/wp-content/uploads/2024/06/SORA-v2.5-Annex-B-Release.JAR_doc_27.pdf.

[20] Zhu Y J, Zhang X J, Li Y, et al. Grid matrix-based ground risk map generation for unmanned aerial vehicles in urban environments[J]. Drones, 2024, 8(11): 678.

Risk-constrained safe path planning for unmanned aerial vehicles in urban airspace

ZHU Yuanjun[1, 2], LI Yan[1, 2], ZHANG Xuejun[1, 2, *], ZHANG Weidong[2, 3]

(1. School of Electronic & Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. State Key Laboratory of CNS/ATM, Beihang University, Beijing 100191, China;
3. School of Cyber Science and Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: This study addressed the safe path planning problem for unmanned aerial vehicles (UAVs) in urban airspace to support the development of the low-altitude economy. A grid-based modeling approach is used to represent the discrete three-dimensional space. A three-dimensional safe path planning model is created to reduce the total path cost, taking into account elements like UAV efficiency, operational risk limitations, and the configuration of urban airspace. The risk-constrained A* (RC-A*) algorithm is proposed to solve this problem. The suggested method integrates a model for assessing operational risks that takes into account the UAV's performance metrics, the density of ground workers, and strategies for risk mitigation. It includes a cost function that integrates distance costs and risk costs, a risk-based heuristic function, and a turning angle constraint to enhance search efficiency. Simulation trials grounded in a real-world context illustrate that the proposed algorithm is capable of devising secure trajectories for UAVs within urban three-dimensional environments. In the two groups of experiments, the operations risk values of paths are reduced by 67.34% and 57.98% compared to the standard A* algorithm.

Keywords: urban transportation; unmanned aerial vehicles; path planning; risk assessment; risk constraint

Received: 2024-11-27; **Accepted**: 2025-02-14; **Published Online**: 2025-03-27 15:57

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250327.1510.001

Foundation item: Anhui Province Science and Technology Innovation Project (202423h08050007)

* **Corresponding author**. E-mail: zhxj@buaa.edu.cn