

考虑城市复杂环境的多无人机协同配送双层规划模型研究

周社艺^{1,2,3,4}, 郭军华^{2,3,4}, 严利鑫^{2,3,4}

(1. 华东交通大学交通运输工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西飞行学院, 江西 南昌 330013; 3. 江西省教育厅低空地理信息与航路重点实验室, 江西 南昌 330013; 4. 南昌市航路规划与信息感知重点实验室, 江西 南昌 330088)

摘要: 城市低空物流配送面临着密集建筑物、复杂空域等约束。现有研究对地理环境刻画不足, 并将任务分配与航迹规划割裂处理。本文基于复杂城市环境, 提出多无人机协同配送双层规划模型。首先, 构建包含静态障碍物与动态风险场的三维栅格环境。其次, 构建双层耦合优化模型, 上层模型以总成本和时间满意度为目标, 采用改进 GA-SA 算法进行任务分配; 下层模型引入栅格飞行风险度, 融合三维 A* 算法规划防撞避障航迹。实验结果表明, 模型在城市复杂场景下能够有效生成三维协同避障航迹, 且兼顾时效性与飞行安全。

关键词: 物流无人机; 双层规划模型; 三维环境建模; 任务分配; 协同航迹规划

中图分类号: U121

文献标识码: A

Research on Bi-level Planning Model for Multi-UAV Collaborative Delivery Considering Complex Urban Environments

Zhou Zhiyi^{1,2,3,4}, Guo Junhua^{2,3,4}, Yan Lixin^{2,3,4}

(1. School of Traffic and Transportation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang, Jiangxi, 330013, China; 2. Jiangxi Flight University, Nanchang, China, 330088; 3. Key Laboratory of Low Altitude Geographic Information and Air Route of Jiangxi Education Institutes; 4. Nanchang Key Laboratory for Low Altitude Air Route Planning and Information Perception)

Abstract: Urban low-altitude logistics delivery faces constraints such as dense buildings and complex airspace. Existing studies insufficiently characterize the geographical environment and treat task allocation and trajectory planning separately. Based on complex urban environments, this paper proposes a bi-level planning model for multi-UAV collaborative delivery. First, a 3D grid environment incorporating static obstacles and dynamic risk fields is constructed. Second, a bi-level coupled optimization model is established. The upper-level model aims at total cost and time satisfaction, employing an improved GA-SA algorithm for task allocation; the lower-level model introduces grid flight risk and integrates a 3D A* algorithm for collision-avoidance trajectory planning. Experimental results show that the model can effectively generate 3D cooperative obstacle-avoidance trajectories in complex urban scenarios, balancing timeliness and flight safety.

Key words: Logistics UAV; Bi-level planning model; 3D environment modeling; Task allocation; Collaborative trajectory planning.

随着城市物流需求持续增长, 传统地面配送模式受交通拥堵及复杂地形等因素制约, 难以兼顾效率与成本。具备机动性强、灵活度高等优势的无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 为解决“最后一公里”配送问题提供了新的技术路径^[1-2]。然而, 城市低空环境中存在建筑物密集分布、禁飞区约束、气象扰动及空域条件复杂等多重影响因素, 给物流无人机的安全性、稳定性与配送效率带来了更高挑战^[3]。

多无人机任务分配与路径规划是城市低空物流配送的两大核心环节。早期研究遵循“先分配、后规划”的逻辑, 将二者割裂处理。在任务分配方面, 早期研究多采用固定起降点与线性航程约束^[4]; 逐步引入动态加权思想^[5]并考虑经济成本、时间损失和安全^[6]。在路径规划方面, 已有综述性研究对无人机配送系统的发展进行了系统梳理^[7]。针对复杂环境下无人机路径规划问题, 群智能优化算法被广泛应用。例如, 基于 A* 算法能够在路径长度与安全性之间实现权衡^[8-9]; 此外, WAN 等改进了粒子群算法提升全局搜索能力,

也显著提高了复杂环境下的路径规划性能^[10]。还有研究逐步引入栅格危险度^[8]、三维地形环境与飞行空间连续性等城市约束^[11]，提升了三维环境下的路径搜索的质量与效率，向动态多维协同决策范式演进^[12-13]。

为克服任务分配与路径规划相互割裂的问题，已有研究通过构建双层或协同优化模型，实现任务分配与路径规划的联合决策。例如，部分研究基于双层优化框架，将任务分配与航迹规划进行分层建模与协同求解^[14-15]；同时，结合强化学习与优化方法的联合优化模型也被提出，用于同时处理多无人机任务分配与路径规划问题^[16]。此外，WANG 等进一步扩展多约束耦合优化框架，将任务分配、路径规划及资源配置等问题进行统一建模^[17]；还有研究采用双阶段协同优化策略，实现复杂环境下多无人机任务分配与路径生成的协同求解^[18-19]。针对动态环境下的不确定性问题，可以通过构建多目标任务规划框架，引入任务重分配机制，实现多无人机系统的鲁棒协同优化^[20]。

然而，上述方法在路径代价评估过程中多基于欧氏距离简化计算，未能充分考虑禁飞区、建筑群等复杂障碍环境对实际飞行路径的约束影响，一定程度上影响规划路径可行性与精度。为耦合宏观网络布局与微观航迹规划，解决城市多机物流配送问题，本文构建了选址-分配双层优化模型。上层模型以最小化综合成本与最大化客户满意度为目标，采用改进遗传-模拟退火算法（GA-SA）设计起降点选址与任务指派方案；下层模型利用改进 A* 算法搜索最优航迹。

1 城市超低空环境建模

1.1 城市三维环境建模与航迹表达

假设无人机配送区域为一个长方体空间，建立空间直角坐标系 $O-XYZ$ ，将该区域沿 X, Y, Z 轴方向分别划分成 $M \times N \times H$ 个立方体栅格单元，每个栅格的像元粒度（边长）为 l_{grid} 。其中

$$\begin{aligned} H &= \text{int}(Z / l_{grid}) \\ N &= \text{int}(Y / l_{grid}) \\ M &= \text{int}(X / l_{grid}) \end{aligned} \quad (1)$$

引入变量 $\delta_s(x_i, y_i, z_i)$ 表示第 i 个空域栅格的环境属性

$$\delta_s(x_i, y_i, z_i) = \begin{cases} 1 & \text{障碍物栅格} \\ 0 & \text{自由栅格} \end{cases} \quad (2)$$

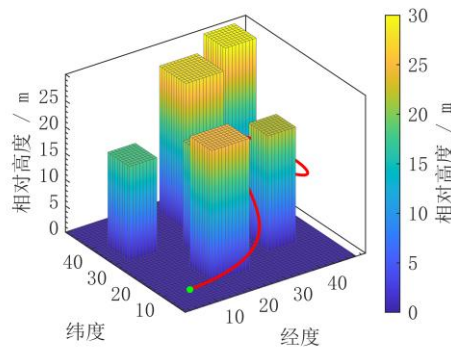


图 1 城市三维环境建模及无人机避障航迹示意图

Fig.1 3D urban environment and UAV obstacle-avoidance path

1.2 栅格风险度评估模型

传统栅格法将空间简单划分为自由栅格与障碍栅格，规划出的航迹往往紧贴建筑物表面，忽略了安全余度。为克服上述缺陷，增强模型对复杂环境的表征能力，本文引入栅格危险度量化模型

$$H_k = \frac{N_{\text{obs}}(k)}{N_{\text{total}}} \quad (3)$$

式中： H_k 表示第 k 个栅格的综合飞行危险度； $N_{\text{obs}}(k)$ 表示该栅格邻域内的障碍物数量； N_{total} 表示该栅格邻域内的栅格总数量。

2 多机协同双层规划模型构建

2.1 问题描述

在限定城市空域范围内，存在 I 个固定的货物运输需求点和 J 个无人机起降点。每个需求点 i 的位置坐标、具体货物需求量 R_i 、备选起降点 j 的位置坐标、固定建设成本 c_b 、单位管理费用 c_g 及最大仓储容量 W_{max} 已知。如图 2 所示，无人机从起降点 j 空载出发，飞往指定的需求点 i ，装载货物后，返回起降点。一次过程记为“一个运输架次”，如图 2 所示。

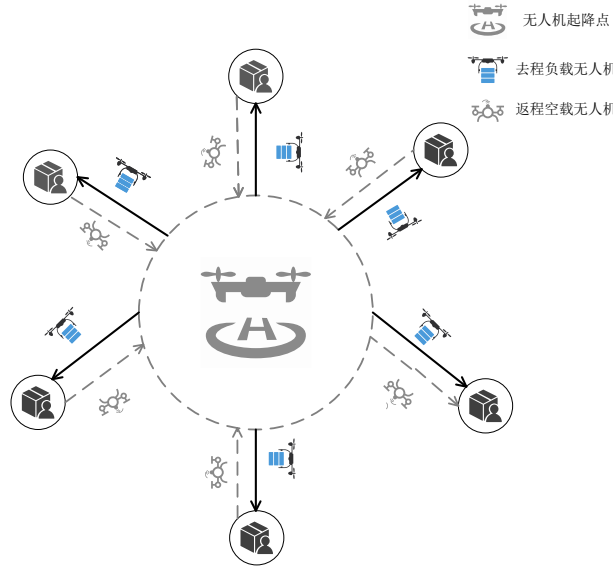


图 2 城市物流无人机配送示意图

Fig.2 Urban logistics UAV delivery

2.2 上层模型

2.2.1 目标函数

1) 物流网络总成本

包括起降点的固定建设投入、管理费用，及动态运输费用：

$$\min C = \sum_{j \in J} x_j c_b + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_j a_{ij} R_i c_g + \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} k_i a_{ij} d_{ij} (\lambda_{ij} + \mu_{ij}) \quad (4)$$

式中： C 为物流网络总成本（万元）； x_j 为是否在备选起降点 j 处建设起降点； c_b 表示起降点固定建设成本

(万元/个); a_{ij} 表示需求点 i 是否由起降点 j 服务; R_i 为该点的货物需求量(kg); c_g 为单位货物管理费用(元/kg); k_i 为该点所需往返运输架次; d_{ij} 为起降点 j 与需求点 i 之间的航迹距离(km); λ_{ij} 为无人机单位距离空载飞行成本(元/km); μ_{ij} 为无人机单位距离满载飞行成本(元/km)。

2) 客户时间满意度

$$\max S = \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} a_{ij} S(t_{ij}) k_i}{\sum_{i \in I} k_i} \quad (5)$$

$$t_{ij} = \frac{d_{ij}}{v} a_{ij}, \exists i \in I, j \in J \quad (6)$$

式中: t_{ij} 为起降点 j 至需求点 i 的单个配送时间(h); v 为无人机平均巡航速度; $S(t_{ij})$ 为单个运输任务时间满意度:

$$S(t_{ij}) = \begin{cases} 1 & t_{ij} \leq L_i \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{\pi}{U_i - L_i} \left(t_{ij} - \frac{U_i + L_i}{2}\right) + \frac{\pi}{2}\right) & L_i \leq t_{ij} \leq U_i \\ 0 & t_{ij} > U_i \end{cases} \quad (7)$$

其中, L_i 表示可接受配送时间窗的下限; U_i 表示可接受配送时间窗的上限。

2.2.2 约束条件

1) 起降点数量约束

$$\sum_{j \in J} x_j \leq N \quad (8)$$

式中: N 为允许建设的起降点最大数量, 表示所选起降点总数不得超过预设上限。

2) “点对点”配送: 每个需求点有且仅有一个起降点为其提供服务。

$$\sum_{j \in J} a_{ij} = 1, \forall i \in I \quad (9)$$

3) 无人机往返航程约束

$$a_{ij} (2d_{ij}) \leq d_{\max} \quad (10)$$

式中: d_{\max} 为无人机最大续航里程, km。

4) 无人机的载重约束

$$a_{ij} w_{ij}^k \leq q_{\max}, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall k \in K \quad (11)$$

式中: w_{ij}^k 为起降点 j 向需求点 i 的第 k 次运输架次所承载的货物重量, kg; q_{\max} 为无人机单次最大载重, kg。

5) 最低时间满意度约束

$$S_{ij}^k \geq S(t_{ij})_{\min}, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall k \in K \quad (12)$$

式中: S_{ij}^k 为起降点 j 向需求点 i 的第 k 次运输任务的时间满意度; $S(t_{ij})_{\min}$ 为单个运输任务最低时间满意度阈值。

6) 禁飞约束

$$a_{ij}z_{ij} = 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (13)$$

式中: z_{ij} 是航迹是否穿越禁飞区的指示变量, 若穿越禁飞区则 $z_{ij} = 1$, 否则为 0。

7) 起降点容量约束

$$\sum_{i \in I} a_{ij}R_i \leq W_{\max}x_j, \forall j \in J \quad (14)$$

式中: W_{\max} 是起降点最大仓储容量(kg)。每个起降点所承担的总配送需求量不得超过其仓储容量上限; 若该起降点未被选中建设, 则其服务需求量为 0。

2.3 下层模型

2.3.1 目标函数

构建综合航迹代价函数 J_{path} , 包含航迹长度代价与风险代价:

$$\min J_{\text{path}}(\Gamma) = \sum_{k=1}^{K-1} (\|n_{k+1} - n_k\| + \omega \cdot H(n_{k+1})) \quad (15)$$

式中: Γ 表示飞行路径; K 路径节点总数; n_k 为路径中的第 k 个节点; ω 为风险惩罚系数;

2.3.2 约束条件

(1) 避障约束

$$H(n_k) < \infty \quad (16)$$

该约束表示路径上的任一节点均不能位于不可通行障碍区域内, 从而保证航迹能够避开障碍物。

(2) 连通性约束

$$n_{k+1} \in N_{26}(n_k) \quad (17)$$

式中: $N_{26}(n_k)$ 为节点 n_k 的三维 26 邻域节点集合。路径中的下一节点 n_{k+1} 必须从当前节点 n_k 的相邻可达节点中选取, 以保证航迹的空间连通性。

(3) 起始点约束

$$n_1 = n_{\text{start}}^{(j)}, n_K = n_{\text{end}}^{(i)} \quad (18)$$

式中: $n_{\text{start}}^{(j)}$ 表示起降点 j 对应的起始节点; $n_{\text{end}}^{(i)}$ 表示需求点 i 对应的目标节点。

2.3.3 双层耦合

求解下层模型得到的最优路径 Γ^* 对应的几何长度, 即为上层模型中的参数 d_{ij} :

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^{K-1} \|n_{k+1}^* - n_k^*\|_2 \quad (19)$$

式中: Γ^* 表示最优飞行路径; n_k^* 和 n_{k+1}^* 分别表示最优路径 Γ^* 上的第 k 个节点和第 $k+1$ 个节点; $\|n_{k+1}^* - n_k^*\|_2$ 表示相邻两节点之间的欧氏距离。

3 算法设计

3.1 总体框架

算法采用嵌套迭代机制运行。上层 GA-SA 作为主循环, 负责在解空间中搜索起降点选址 (x_j) 与需求

点分配(a_{ij})的最佳组合方案；下层模型调取 A*算法，规划最优航迹，将飞行距离 d_{ij} 反馈至上层。上层接收并计算系统总成本 C 与全局满意度 S ，指导种群的进化方向。

3.2 GA-SA 算法

3.2.1 地图与编码初始化

首先依据城市真实地图，将配送空域离散化为三维栅格地图，并将建筑物及禁飞区域栅格标记为“障碍物”($\delta = 1$)。随后计算综合危险度矩阵，作为静态全局变量存储。接着初始化距离缓存矩阵 D_{cache} 并动态更新。采用 p -中值 (p -median) 整数编码方式表示候选解。每个染色体是一个长度为 I 的整数向量，其中第 i 个元素 $chromosome(i) = j$ 表示将需求点 i 分配给第 j 个起降点服务。

3.2.2 构建适应度函数

1) 成本隶属度 f_1

$$f_1 = \max(0, \min(1, \frac{C_{Est,max} - C}{C_{Est,max} - C_{Est,min}})) \quad (20)$$

式中： C 为当前方案的物流网络总成本，万元； $C_{Est,max}$ 表示成本上边界值，万元； $C_{Est,min}$ 表示成本下边界值，万元。该函数通过线性归一化将成本指标映射到 0~1 区间，成本越小，隶属度越大。

2) 时间满意度隶属度 f_2

$$f_2 = \max(0, \min(1, \frac{S - S_{Est,min}}{S_{Est,max} - S_{Est,min}})) \quad (21)$$

式中： S 为当前方案的全局客户平均时间满意度； $S_{Est,max}$ 为时间满意度上边界值； $S_{Est,min}$ 为时间满意度下边界值。该函数通过线性归一化将满意度指标映射到 0~1 区间，满意度越高，隶属度越大。

3) 最终适应度值：

$$F = \alpha_1 f_1 + \alpha_2 f_2 \quad (22)$$

3.2.3 改进遗传算法

采用锦标赛选择法和精英保留策略，每次从种群中随机抽取 n 个个体进行竞争，择优进入下一代。考虑到 P-Median 编码中各基因位具有相对独立性，采用均匀交叉策略与自适应变异机制，变异概率 P_m 随种群适应度方差下降而增大，跳出局部极值。在每代进化末尾，执行精英替换操作，将历史最优解替换入当前种群，保障收敛质量。最后，嵌入模拟退火算子，对当前最优解进行随机扰动。依据 Metropolis 准则，以概率 $\exp(-\Delta E / T)$ 接受新解。

3.3 考虑风险因素的 A*航迹规划算法

3.3.1 重构启发式代价函数

对传统 A* 算法的评估函数中引入风险代价项，使路径搜索同时兼顾路径长度与飞行风险。

$$F(n) = G(n) + Heu(n) + \gamma \cdot H_n \quad (23)$$

式中： $F(n)$ 为节点 n 的综合评估函数值； $G(n)$ 为起点到当前节点 n 的实际代价； $Heu(n)$ 为当前节点 n 到目标节点的启发式估计代价； H_n 为当前节点所在栅格的综合危险度； γ 为风险惩罚系数，当 γ 较大时，算法更倾向于规避高风险区域，从而生成更安全但路径长度较长的航迹；当 γ 较小时，算法更侧重路径距

离优化，但可能增加飞行风险。

3.3.2 邻域搜索与约束校验

考虑无人机运动学特性，本文引入爬升角约束与转弯角约束，筛选候选节点的可行性。其中：

$$\theta_{\text{climb}} = \arctan\left(\frac{|z_c - z_p|}{\sqrt{(x_c - x_p)^2 + (y_c - y_p)^2}}\right) \quad (24)$$

式中： x_c, y_c, z_c 为候选节点 c 的三维坐标； x_p, y_p, z_p 为当前节点 p 的三维坐标； θ_{climb} 表示当前航迹段的爬升角，由相邻两节点间的垂直高度差与水平投影距离共同确定，表示当前航迹段的垂直变化程度，用于判定该航段是否满足无人机爬升能力约束。当 $\theta_{\text{climb}} > \theta_{\text{climb}}^{\text{max}}$ 时，路段陡峭，超出无人机的爬升能力范围，予以剔除。

$$\theta_{\text{turn}} = \arccos\left(\frac{\mathbf{V}_1^{xy} \cdot \mathbf{V}_2^{xy}}{\|\mathbf{V}_1^{xy}\| \|\mathbf{V}_2^{xy}\|}\right) \quad (25)$$

式中： \mathbf{V}_1^{xy} 和 \mathbf{V}_2^{xy} 分别表示相邻两段航迹在水平面上的方向向量； θ_{turn} 表示相邻两段航迹之间的转弯角，代表相邻两段航迹之间的航向变化幅度。当 $\theta_{\text{turn}} > \theta_{\text{turn}}^{\text{max}}$ 时，无人机在该航段剧烈转向，予以剔除。

4 算例分析

4.1 算例场景及参数设置

选取南昌市某区域作为仿真场景，选取5个候选起降点及30个典型物流需求点，记录地理坐标信息，划设禁飞区，标记为柱状障碍物。

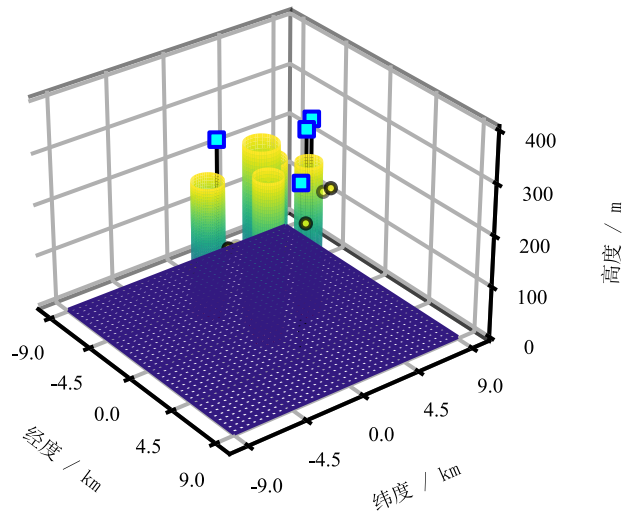


图3 城市环境建模

Fig.3 Urban environment modeling

模型涉及的无人机性能参数、成本系数及算法运行参数见表1。

表 1 仿真参数设置

Tab.2 Simulation parameter settings

参数	数值	参数	数值
无人机最大载重	40 kg	单位满载飞行成本	5元/km
最大续航里程	100 km	种群规模	50
平均巡航速度	45 km/h	最大迭代次数	200
起降点固定建设成本	80 万元/个	成本与满意度权重	0.6, 0.4
单位货物管理费用	2 元/kg	单位空载飞行成本	2.0 元/km

4.2 航迹规划仿真结果

为展示下层算法的避障性能，随机选取一组起终点进行测试。如图 4，虚线表示未考虑地形约束的直线路径，直接穿过了中心禁飞区（灰色圆柱），碰撞风险高；实线表示本文算法生成的规划航迹，自动规划出一条从侧方绕飞并适度爬升的三维曲线，保证飞行安全。

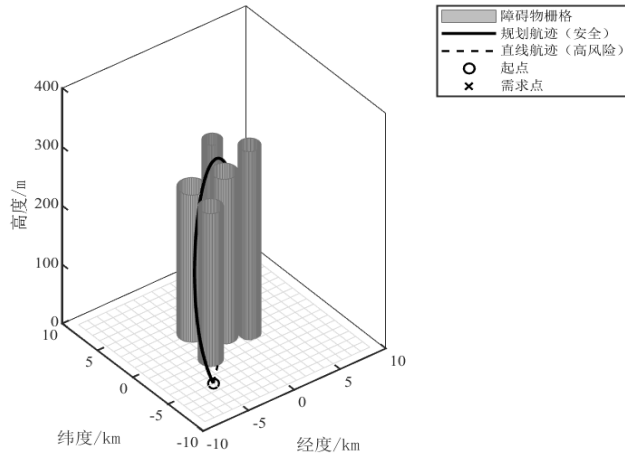


图 4 基于改进 A* 算法的三维航迹规划效果

Fig.4 3D path planning via improved A* algorithm

4.3 结果分析

4.3.1 算法收敛性分析

图 5 展示了算法在迭代过程中的适应度演化。在迭代初期，算法在锦标赛选择和均匀交叉策略机制的引导下，具备良好的全局搜索能力，适应度值快速上升；中期进行精细化搜索，适应度曲线阶梯状上升；后期，算法已寻得全局满意解，适应度曲线平稳。

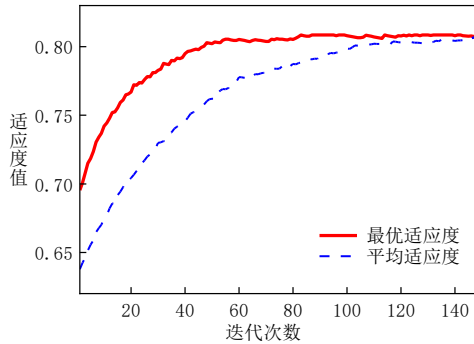


图 5 GA-SA 适应度进化曲线

Fig.5 Convergence Curve of GA-SA

4.3.2 任务协同分配结果分析

表 2 和图 6 展示了最终物流网络起降点选址方案。算法最终选择了 4 个起降点建设,分别是:D1、D3、D4 及 D5。D2 点因地理位置相对偏僻且与其他站点的服务范围重叠率较高被剔除。

D4 起降点位于区域中心,累计服务 14 个客户需求点,充分发挥了地理中心优势;位于区域边缘的 D3 起降点,作为末端补盲与延伸覆盖,仅需服务 3 个零散客户需求点;在综合效益方面,最终方案的总物流成本为 320.21 万元,客户平均满意度达 0.80。结果表明绝大多数配送任务能在客户期望的时间窗内完成,符合城市物流运行规律。

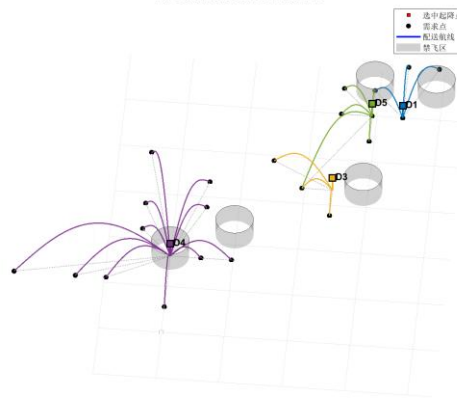


图 6 基于双层模型的城市物流无人机协同配送网络拓扑

Fig.6 Collaborative distribution network topology

表 2 优起降点选址与需求点分配方案

Tab. 2 Optimal location and allocation scheme

启动起降点	建设成本 (万元)	服务需求点编号集合	总配送架次
D1 (广场)	80	C2, C4, C15, C16, C17, C28	7
D3 (大学)	80	C12, C24, C25	3
D4 (写字楼)	80	C5, C7, C8, C10, C11, C13, C14, C19, C20, C21, C22, C23, C29, C30	14
D5 (公园)	80	C1, C3, C6, C9, C18, C26, C27	8
合计	320	覆盖率 100%	32

4.4 对比分析

4.4.1 收敛性能对比分析

为验证改进 GA-SA 双层规划算法的优化性能,选取遗传算法 (SGA)、粒子群优化算法 (PSO)、差分进化算法 (Differential Evolution, DE) 和灰狼优化算法 (Grey Wolf Optimizer, GWO) 作为对比方法。各算法在相同种群规模、最大迭代次数及适应度评价函数条件下独立运行,适应度收敛曲线如图 7 所示。

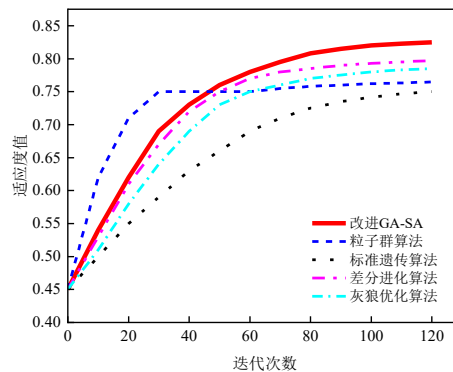


图 7 不同算法下适应度曲线图

Fig.7 Fitness Curve under Different Algorithms

由图 9，PSO 初期收敛速度快，但在中后期早熟收敛，最终适应度稳定在 0.79；SGA 缺乏有效的局部搜索机制，整体收敛速度较慢；DE 和 GWO 均表现出较好的全局搜索能力，但在后期优化能力和收敛稳定性略差。改进 GA-SA 算法在初期收敛速率低，但保持了更强的进化能力，最终适应度达 0.83。

在相同参数设置下对每种算法独立运行 100 次，统计最优值、平均值、标准差及平均运行时间，结果见表 3。

表 3 不同算法性能对比

Tab.3 Comparison Performance of Different Algorithms

算法	最优值	平均值	标准差	平均运行时间/s
GA-SA	0.83	0.821	0.004	52.6
PSO	0.77	0.765	0.012	36.5
GA	0.75	0.742	0.010	41.8
DE	0.80	0.795	0.007	44.2
GWO	0.79	0.788	0.008	39.7

改进 GA-SA 算法在最优适应度和平均适应度方面均表现最优，且标准差最小，具有更好的稳定性与鲁棒性。尽管模拟退火机制增加了计算复杂度，但整体运行时间处于可接受范围内。

4.4.2 路径质量对比分析

为验证不同算法在航迹规划质量方面差异，本节从路径长度与转弯特性两个方面对不同算法生成的航迹进行分析，结果见表 4。

表 4 不同算法下路径质量对比分析表

Tab.4 Comparison of Path Quality under Different Algorithms

算法	路径长度/km	转弯次数	平均转弯角/°
GA-SA	12.48	6	28.5
PSO	13.62	11	41.2
GA	14.15	13	45.8
DE	13.05	9	36.4
GWO	13.27	10	38.1

表 4 中，相比 PSO 和 SGA 算法，改进 GA-SA 算法在路径搜索过程中引入爬升角与转弯角约束，生成的航迹不仅距离更短，且转弯次数最少，路径复杂度低，飞行稳定性高；与 DE 和 GWO 算法相比，改进 GA-SA 进一步降低转弯角度，生成路径更符合无人机实际飞行要求，平衡了路径效率与平滑性。

4.4.3 参数灵敏度分析

为探究上层模型中，成本权重 α_1 与满意度权重 α_2 对决策方案的影响，设定 α_1 在 [0.1,0.9] 区间内以 0.1 为步长变化，并记录对应的最优物流成本和客户满意度，如图 8 所示。

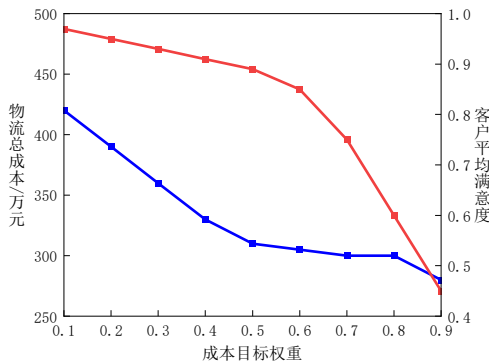


图 8 权重影响曲线图

Fig.8 Weight Fitness Curve

总成本与客户满意度之间存在显著效益权衡关系。随着 α_1 增加, 算法倾向于减少起降点建设数量, 或规划耗时更长的路径以压缩总成本。当总成本从 420 万元降低至 300 万元以下时, 客户满意度也随之下降。当 α_1 大于 0.7 时, 尽管成本微降, 但客户满意度剧烈下跌, 服务质量不可接受; 当 α_1 小于 0.4 时, 虽然客户满意度较高, 但总成本和边际成本较高, 经济性差。综上, 当 $\alpha_1 \in [0.5, 0.7]$ 时, 权重系数较为合理。

5 结论

本文针对城市低空环境表征不足、任务分配与航迹规划割裂的问题, 构建了多无人机协同配送双层规划问题。上层采用改进 GA-SA 算法优化起降点选址与任务分配, 下层利用融合风险评价的 A* 算法规划三维避障航迹。基于 DEM 与栅格法构建含静态障碍与动态风险场的三维环境, 提出栅格危险度指标; 建立了上下层反馈机制, 突破欧氏距离估算局限; 改进遗传算法, 引入模拟退火算子, 平衡全局探索与局部开发。实验表明, 模型可有效生成协同避障航迹, 兼顾时效与安全。

当前研究的局限性在于: 假设无人机同构, 未充分考虑临时管制、移动障碍及突发气象等低空动态环境, 且对能源消耗模型进行了线性简化。未来将引入动态重规划算法, 构建异构多无人机协同配送模型, 充分考虑无人机气动能耗、电池寿命及噪音污染等环境指标, 探索低耗、高效、环保的多维平衡低空物流网络规划方法, 支撑城市智慧低空物流网络规模化、安全化、智能化落地。

参考文献:

- [1] 杨慧云, 李印凤, 段满珍. 城市物流无人机起降点选址及路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2025, 25(28): 12130-12138.
YANG H Y, LI Y F, DUAN M Z. Location selection of take-off and landing points and path planning for urban logistics drones[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(28): 12130-12138.
- [2] CHUNG S H, SAH B, LEE J. Optimization for drone and drone-truck combined operations: A review of the state of the art and future directions[J]. Computers & Operations Research, 2020, 123: 105004.
- [3] ULMER M W, GOODSON J C, MATTINGLY S P, et al. On modeling stochastic drone delivery systems[J]. European Journal of Operational Research, 2021, 289(3): 882-896.
- [4] MURRAY C C, CHU A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54: 86-109.
- [5] 许卫卫, 张启钱, 邹依原, 等. 改进 A* 算法的物流无人机运输路径规划 [J]. 华东交通大学学报, 2019, 36(06): 39-46.
XU W W, ZHANG Q Q, ZOU Y Y, et al. Logistics UAV transportation path planning based on improved A* algorithm[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2019, 36(6): 39-46.
- [6] 李翰, 张洪海, 张连东, 等. 城市区域多物流无人机协同任务分配 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3594-3602.
LI H, ZHANG H H, ZHANG L D, et al. Multiple logistics unmanned aerial vehicle collaborative task allocation in urban areas [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(12): 3594-3602.
- [7] ATTENNI G, ARRIGONI V, BARTOLINI N, et al. Drone-based delivery systems: A survey on route planning[J]. IEEE Access, 2023, 11: 123476-123504.
- [8] 张启钱, 许卫卫, 张洪海, 等. 复杂低空物流无人机路径规划 [J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(07): 1275-1286.
ZHANG Q Q, XU W W, ZHANG H H, et al. Path planning for logistics UAV in complex low-altitude airspace[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(7): 1275-1286.
- [9] 闫少华, 石星雨, 张兆宁. 基于改进 A* 算法的城市物流无人机三维路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(29): 12781-12788.
YAN S H, SHI X Y, ZHANG Z N. Three-dimensional path planning for urban logistics UAVs[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(29): 12781-12788.
- [10] WAN Y T, ZHONG Y F, ZHANG L P, et al. An accurate UAV 3-D path planning method for disaster emergency response based

- on an improved multi-objective swarm intelligence algorithm[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2023, 53(4): 2658-2671.
- [11] 张颢, 何福锋. 基于 A*和水母复合算法的无人机三维路径规划 [J]. 科学技术与工程, 2026, 26(09): 3994-4005.
ZHANG X, HE F F. UAV 3D path planning based on A* and jellyfish composite algorithm[J] . Science Technology and Engineering,2026, 26(9) : 3994-4005.
- [12] 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.
- [13] 陈丹, 汤程, 谢宇, 等. 面向城市低空物流配送的无人机实时航迹双层规划 [J]. 航空学报, 2025, 46(16): 229-247.
CHEN D, TANG C, XIE Y, et al. Real time dual layer path planning of unmanned aerial vehicles for urban low altitude logistics distribution[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025,46(16):229-247.
- [14] 魏明, 孙雅茹, 孙博等. 基于深度强化学习的无人机线路及航迹协同规划 [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(8): 68-76.
WEI M, SUN Y R, SUN B, et al. UAV distribution route and flight path collaborative planning based on deep reinforcement learning [J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(8): 68-76.
- [15] ZHAO G D, WANG J J, MENG Z J, et al. Energy-efficient path planning and task allocation for multi-drone-aided IoT cluster-based data collection[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(5): 14177-14191.
- [16] ZHAO G D, WANG Y, WANG Z C, et al. Reinforcement-learning-assisted multi-UAV task allocation and path planning for IIoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(16): 26766-26777.
- [17] WANG K H, GONG Y F, LIU P. Joint optimization of task allocation, power optimization and trajectory planning in multi-UAV system[J]. Physical Communication, 2026, 74: 102926.
- [18] HONG Y X, WU Q C. Dual-stage collaborative path planning and task allocation for UAV swarms in complex maritime rescue environments[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2026, 268: 111974.
- [19] WU W, LIU Y, ZHANG Y, et al. Integrated method for multi-UAV task assignment and path planning[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 10253.
- [20] Wang X W, Gao X H, Wang L, et al. Resilient multi-objective mission planning for UAV formation: A unified framework integrating task pre- and re-assignment. Def Technol, 2025, 45:203-226.



第一作者: 周祉艺 (1996—), 女, 博士研究生, 研究方向为低空交通。



通信作者: 郭军华 (1976—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为智能交通、低空交通、交通规划等。